

**Vysoká škola báňská – Technická univerzita Ostrava
Fakulta elektrotechniky a informatiky
Katedra kybernetiky a biomedicínského inženýrství**

**Pokročilé metody zpracování elektrokardiografie zvířat
Advanced Signal Processing Methods for Animal
Electrocardiography**

2020

Bc. Gabriela Dirgasová

VŠB - Technická univerzita Ostrava
Fakulta elektrotechniky a informatiky
Katedra kybernetiky a biomedicínského inženýrství

Zadání diplomové práce

Student:

Bc. Gabriela Dirgasová

Studijní program:

N2649 Elektrotechnika

Studijní obor:

3901T009 Biomedicínské inženýrství

Téma:

**Pokročilé metody zpracování elektrokardiografie zvířat
Advanced Signal Processing Methods for Animal Electrocardiography**

Jazyk vypracování:

čeština

Zásady pro vypracování:

Diplomová práce se zaměřuje na možnosti měření, zpracování a vyhodnocení elektrokardiogramu u zvířat pro stanovení variability srdeční frekvence (HRV). Analýza HRV nabývá na důležitosti při např. hodnocení trénování koní, ale i při chovu dojného skotu. Práce se primárně zaměřuje na přežvýkavce (krávy, koně, kozy, ovce apod.), neboť bude řešena ve spolupráci s klinikou chorob přežvýkavců a prasat v rámci Veterinární a farmaceutické univerzity Brno. Navržený systém bude využíván jako reference pro testování nově vyvíjených akustických/pneumatických senzorů pro monitorování HRV zvířat. Práce se věnuje klasifikaci a popisu vybraných metod zpracování EKG zvířat pro redukci základních rušení (např. pohybové artefakty; kolísání nulové izolinie apod.). Dále se zaměřuje na analýzu a vizualizaci HRV.

Postup řešení

1. Literární rešerše současného stavu problematiky monitorování elektrokardiografie zvířat pro stanovení variability srdeční frekvence (HRV). Klasifikace a rozbor současných metod pro měření a vizualizaci HRV. Detailní popis analýzy HRV a diskuze významu pro veterinární praxi. Klasifikace metod zpracování EKG zvířat pro redukci základních rušení (např. pohybové artefakty; kolísání nulové izolinie apod.).
2. Rozbor vybraných metod pro odstranění rušení EKG zvířat (např. metody ICA a PCA pro vícekanálové EKG, odstranění pohybových artefaktů pomocí adaptivního systému, kde je jako referenční vstup využit akcelerometr pro měření pohybových artefaktů; využití vlnkové transformace apod.).
3. Realizace vybraných metod pro zpracování zvířecího EKG a stanovení HRV. Ověření funkčnosti navrženého systému na reálných záznamech EKG z veterinární praxe pro vybraná zvířata.
4. Statistické srovnání vybraných metod.
5. Diskuze dosažených výsledků.

Seznam doporučené odborné literatury:

- [1] LENOIR, Augustin, et al. Agreement between electrocardiogram and heart rate meter is low for the measurement of heart rate variability during exercise in young endurance horses. *Frontiers in Veterinary Science*. 2017, 4, 170. ISSN 2297-1769. doi: 10.3389/fvets.2017.00170.
- [2] KOVÁCS, Levente, et al. Welfare implication of measuring heart rate and heart rate variability in dairy cattle: literature review and conclusions for future research. *Animal*. 2014, 8(2), pp. 316-330. ISSN 1751-7311. DOI: <https://doi.org/10.1017/S1751731113002140>.
- [3] PARKER, Matthew, et al. Comparison of Polar® heart rate interval data with simultaneously recorded ECG signals in horses. *Comparative Exercise Physiology*. 2009, 6(4), 137-142. ISSN: 1755-2540. DOI: <https://doi.org/10.1017/S1755254010000024>.
- [4] BEHART, Joachim A., et al. PhysioZoo: a novel open access platform for heart rate variability analysis of mammalian electrocardiographic data. *Frontiers in Physiology* 2018, 9, 1390. eISSN:1664-042X. doi: 10.3389/fphys.2018.01390.

- [5] KUWAHARA, Masayoshi, et al. Assessment of autonomic nervous function by power spectral analysis of heart rate variability in the horse. *Journal of the autonomic nervous system*. 1996, 60(1-2), 43-48. [https://doi.org/10.1016/0165-1838\(96\)00028-8](https://doi.org/10.1016/0165-1838(96)00028-8). ISSN 0165-1838.
- [6] von LEWINSKI, Mareike, et al. Cortisol release, heart rate and heart rate variability in the horse and its rider: Different responses to training and performance. *The Veterinary Journal*. 2013, 197(2), 229-232. ISSN 1090-0233. <https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2012.12.025>.
- [7] GUIDI, Andrea, et. al. A wearable system for the evaluation of the human-horse interaction: A preliminary study. *Electronics*. 2016, 5(4), 63, 1-17. ISSN 2079-9292. doi:10.3390/electronics5040063.
- [8] GYGAX, L., I. NEUFFER, C. KAUFMANN, R. HAUSER a B. WECHSLER. Restlessness behaviour, heart rate and heart-rate variability of dairy cows milked in two types of automatic milking systems and auto-tandem milking parlours. *Applied Animal Behaviour Science*. 2008, 109(2-4), 167-179. ISSN 0168-1591. <https://doi.org/10.1016/j.applanim.2007.03.010>.
- [9] MILANESI, Matteo, et al. Multichannel techniques for motion artifacts removal from electrocardiographic signals. In *Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference*, New York City, USA, Aug 30-Sept 3, 2006, pp. 3391-3394. ISSN 1557-170X. DOI: 10.1109/IEMBS.2006.260464.
- [10] LIU, Shing-Hong. Motion artifact reduction in electrocardiogram using adaptive filter. *Journal of Medical and Biological Engineering*. 2011, 31(1), 67-72. ISSN 1609-0985. ISSN 1609-0985, eISSN 2199-4757. DOI: 10.5405/jmbe.676.
- [11] HOPSTER, Hans a Harry J. BLOKHUIS. Validation of a heart-rate monitor for measuring a stress response in dairy cows. *Canadian Journal of Animal Science*. 1994, 74(3), 465-474. ISSN 0008-3984, eISSN 1918-1825. <https://doi.org/10.4141/cjas94-066>.


Formální náležitosti a rozsah diplomové práce stanoví pokyny pro vypracování zveřejněné na webových stránkách fakulty.

Vedoucí diplomové práce: **doc. Ing. Radek Martinek, Ph.D.**

Konzultant diplomové práce: Ing. Jindřich Brablík
Ing. Radana Kahánková
MVDr. Ivana Šimková

Datum zadání: 01.09.2019

Datum odevzdání: 30.04.2020


doc. Ing. Jiří Koziorek, Ph.D.
vedoucí katedry




prof. Ing. Pavel Brandštetter, CSc.
děkan fakulty

Prohlášení studenta

Prohlašuji, že jsem tuto diplomovou práci vypracovala samostatně. Uvedla jsem všechny literární prameny a publikace, ze kterých jsem čerpala.

V Ostravě dne:

Jaroslava Dinková
.....
podpis studenta

Prohlášení zástupce spolupracující právnické nebo fyzické osoby

„Souhlasím se zveřejněním této diplomové práce dle požadavků čl. 26, odst. 9 Studijního a zkušebního řádu pro studium v magisterských programech VŠB-TU Ostrava.“

Dne: 11. 05. 2020

.....
Simla
podpis zástupce

Poděkování

Ráda bych poděkovala doc. Ing. Radku Martinkovi, Ph.D. za odbornou pomoc a konzultaci při vytváření této diplomové práce.

Abstrakt

Tato diplomová práce se zaměřuje na zpracování elektrokardiogramu (EKG) různých druhů zvířat za účelem sestavení křivky tepové frekvence v čase, vytvoření GUI (grafické uživatelské rozhraní) a význam variability srdeční frekvence ve veterinární praxi. Analýza variability srdeční frekvence je nepříliš prozkoumanou oblastí, která ale může mít velmi významný vliv například při trénování závodních zvířat nebo může mít zásadní vliv na doživost u skotu. Měření elektrokardiogramu zvířat je velmi významně znehodnoceno pohybovými artefakty, proto se tato práce zaměřuje také na metody filtrace elektrokardiogramu zvířat, jejich srovnání a vyhodnocení. Navržený systém pro zpracování EKG kombinuje filtrační metody a algoritmus založený na kontinuální vlnkové transformaci, který se zde používá pro detekci R vrcholu EKG signálu. Studie je realizována na reálných datech z veterinární praxe z pohledu neinvazivního monitorování tepové frekvence u zvířat, náměr dat byl rovněž součástí této diplomové práce. Tato práce také zkoumá jiné možnosti zaznamenávání tepové frekvence u zvířat, mezi tyto metody patří například metoda měření pomocí balistokardiografie či kardiokografie. Signály BKG se zde prokázaly jako nevhodné pro detekci tepové frekvence, jelikož obsahují velké množství artefaktů, pocházejících z neklidu zvířat a nemožnosti správného přichycení senzoru, jako je to u elektrod EKG. Měření pomocí KTG prokázalo srovnatelnou kvalitu zaznamenávání srdeční frekvence v čase.

Klíčová slova

Elektrokardiografie zvířat, vlnková transformace, tepová frekvence, Bland-Altmanův graf, balistokardiografie zvířat, kardiokografie zvířecího plodu

Abstract

This diploma thesis is focused on ECG (electrocardiography) signal processing of different animal species for creation of heart rate curve, GUI (Graphical User Interface) and importance of heart rate variability in the field of veterinary medicine. Analysis of heart rate variability is not explored very well, but It can have huge impact in the field of animal training or milkiness of cows. The Measurement of electrocardiogram is loaded with motion artifacts, that is why this diploma thesis is comparing Filtration Methods and its evaluation. Proposed system for ECG signal processing combines filtration methods and algorithm based on continual wavelet transformation, which is used for R peak detection in this case. Study is realised on real dataset as noninvasive measurement of animal's heart rate, the measurement of data set was also part of this thesis. This thesis explores aalso other Methods for heart rate Assessment, for example balistocardiography or cardiocography. The result proved that balistocardiography is not right tool for heart rate curve creation but cardiocography has comparable results as extraction of heart rate curve from ECG.

Key words

Animal electrocardiography, Wavelet transformation, Heart Rate, Bland-Altman graph, Animal balistocardiography, Cardiocography of animal

Obsah

Seznam zkratek	- 11 -
Seznam obrázků	- 14 -
Seznam tabulek	- 19 -
Úvod.....	- 20 -
1 Současný stav řešené problematiky.....	- 21 -
1.1 Elektrokardiografie zvířat pro určení HRV	- 21 -
1.2 Metody pro měření a vizualizaci HRV u zvířat.....	- 23 -
1.3 EKG křivka jednotlivých zvířecích druhů.....	- 28 -
1.3.1 EKG psů	- 28 -
1.3.2 EKG koz a ovcí	- 28 -
1.3.3 EKG koní.....	- 28 -
1.3.4 Shrnutí	- 29 -
1.4 EKG konfigurace pro měření u jednotlivých druhů zvířat	- 29 -
1.4.1 Konfigurace EKG u psů	- 30 -
1.4.2 Konfigurace EKG u koz a ovcí	- 30 -
1.4.3 Konfigurace EKG u koní.....	- 31 -
1.5 Význam HRV ve veterinární praxi.....	- 33 -
1.6 Základní rušení EKG signálu zvířat	- 34 -
1.6.1 Vznik pohybových artefaktů	- 34 -
1.6.2 Kolísání nulové izolinie.....	- 40 -
2 ROZBOR JEDNOTLIVÝCH METOD	- 41 -
2.1 Metoda ICA.....	- 41 -
2.1.1 Okamžitý ICA model	- 41 -
2.1.2 Konvoluční model ICA	- 42 -
2.2 Metoda PCA.....	- 43 -
2.3 Metoda adaptivní filtrace	- 47 -
2.3.1 Adaptační algoritmy	- 47 -
2.3.2 Adaptivní FIR filtry.....	- 48 -

2.4	Vlnková transformace	- 50 -
2.4.1	Spojité vlnková transformace	- 50 -
2.4.2	1D spojitá vlnková transformace	- 51 -
2.4.3	Diskrétní vlnková transformace (DWT)	- 51 -
2.4.4	Rychlá vlnková transformace	- 52 -
2.4.5	Aplikace vlnkové transformace:	- 52 -
2.4.6	Filtrace signálů na základě DWT	- 52 -
2.5	Hybridní metody	- 53 -
2.5.1	Kombinace Waveletovy transformace s mediánovým filtrem, Savitzky-Golay filtrem a rozšířenou Kalmanovou filtrací	- 53 -
2.5.2	Kombinace EMD a Waveletovy transformace	- 53 -
2.5.3	Srovnání metod	- 53 -
3	Experimentální část	- 54 -
3.1	Metody měření EKG a BKG	- 54 -
3.1.1	Biozesilovač	- 57 -
3.1.2	Modul cDAQ-9185, NI 9234 a mikrofon	- 57 -
3.1.3	Měření a zapojení EKG svodů kozy	- 59 -
3.1.4	Měření a zapojení EKG svodů gravidní kozy	- 60 -
3.1.5	Měření a zapojení EKG svodů skotu domácího	- 61 -
3.1.6	Měření a zapojení EKG svodů koně	- 62 -
3.1.7	Měření a zapojení EKG svodů ovce	- 63 -
3.2	Zpracování signálů	- 64 -
3.2.1	Zpracování EKG signálů kozy	- 66 -
3.2.2	Zpracování EKG signálů gravidní kozy	- 79 -
3.2.3	Zpracování EKG signálů skotu domácího	- 84 -
3.2.4	Zpracování EKG signálů koně	- 95 -
3.2.5	Zpracování EKG signálů ovce	- 105 -
3.3	Grafické uživatelské rozhraní	- 109 -
	Závěr	- 111 -
	Použitá literatura	- 113 -

Seznam zkratek

ACC	- Celková pravděpodobnost správné detekce tepů
AC	- Střídavé napětí (Alternative Current)
AV	- Atrioventrikulum
aVF	- zesílený svod pravé pánevní končetiny
aVL	- zesílený svod levé hrudní končetiny
aVR	- zesílený svod pravé hrudní končetiny
basSQI	- Relativní výkon EKG v základní linii
BKG	- Balistokardiogram
BP	- Tlak krve (Blood Pressure)
CNS	- Centrální nervová soustava
CWT	- Kontinuální vlnková transformace (Continual Wavelet Transform)
DC	- Stejnosměrný proud (Direct Current)
DWT	- Diskrétní vlnková transformace (Discrete Wavelet Transform)
EKF	- Rozšířená Kalmanova filtrace (Extended Kalman Filtration)
EKG	- Elektrokardiogram
F1	- Harmonický průměr mezi senzitivitou a pozitivní prediktivní hodnotou
FastICA	- Rychlá analýza nezávislých komponent (Fast Independent Component Analysis)
FFT	- Rychlá Fourierova transformace (Fast Fourier Transform)
FIR	- Filtr s konečnou impulzní odezvou (Finite Impulse Response)
FN	- Falešně negativní hodnota (False Negative)
FP	- Falešně pozitivní hodnota (False Positive)
HF	- Vysoká frekvence (High Frequency)
hosSQI	- Kombinace kSQI a sSQI
HR	- Tepová frekvence (Heart Rate)
HRM	- Monitor tepové frekvence (Heart Rate Monitor)
HRV	- Variace tepové frekvence (Heart Rate Variability)
HW	- Hardware

IBI	- Interval mezi jednotlivými tepey (Inter Beat Interval)
ICA	- Analýza nezávislých komponent (Independent Component Analysis)
IIR	- Filtr s nekonečnou impulzní odezvou (Infinite impulse response)
iorSQI	- Poměr spektrálního výkonu v pásmu ku spektrálnímu výkonu mimo základní pásmo QRS komplexu
ISWT	- Inverzní stacionární vlnková transformace (Inverse stationary wavelet Transform)
KTG	- Kardiotokogram
kSQI	- Špičatost indexu kvality signálu
LA	- Svod levé hrudní končetiny
LF	- Nízké frekvence (Low Frequency)
LMS	- Algoritmus založený na stochasticky gradientní adaptaci (Least Mean Square)
LL	- Svod levé pánevní končetiny
MIT-BIH	- Databáze arytmií vytvořená institucí technologií v Massachusetts a nemocnicí v Beth Israel
MSE	- Střední kvadratická odchylka (Mean Square Error)
MRA	- Multiresoluční analýza
NN50	- počet intervalových rozdílů po sobě následujících NN intervalů větších než 50 ms
PCA	- Analýza hlavních komponent (Principal Component Analysis)
pNN50	- Podíl odvozený dělením NN50 podle celkového počtu intervalů NN
QRS	- Komplex skládající se z vlny Q,R a S
RA	- Svod pravé hrudní končetiny
RESP	- Dechová křivka
RMSE	- Relativní střední kvadratická odchylka (Root Mean Square Error)
RMSSD	- Druhá odmocnina středních kvadratických rozdílů po sobě následujících NN intervalů
RLS	- Algoritmus založený na rekurzivní optimální adaptaci (Recursive Least Square)

SDANN	- Standardní odchylka průměrných intervalů NN
SDNN	- Standardní odchylka NN intervalů
SNR	- Odstup signálu od šumu (Signal-to-noise Ratio)
SQI	- Index kvality signálu (Signal Quality Index)
sSQI	- Šikmost indexu kvality signálu
SW	- Software
SWT	- Stacionární vlnková transformace (Stationary Wavelet Transform)
TINN	- Trojúhelníková interpolace NN intervalů
TP	- Skutečný počet srdečních úderů v záznamu (True Positive)
Σ	- Suma

Seznam obrázků

<i>Obrázek 1 Ukázka časového průběhu dvou EKG komplexů s vyznačenými důležitými body.</i>	- 21 -
<i>Obrázek 2 Zjednodušený model vzniku variability srdečního tepu.</i>	- 22 -
<i>Obrázek 3 Vztah mezi RMSSD a pNN50, a) poměr RMSSD (ms) ku PNN50 (%), b) poměr pNN50 (%) ku NN50 (počet/24 h).</i>	- 24 -
<i>Obrázek 4 Záznamy jednotlivých parametrů v čase [10].</i>	- 27 -
<i>Obrázek 5 Spektra jednotlivých parametrů: a) variabilita srdeční frekvence, b) respirace, c) krevní tlak [10].</i>	- 27 -
<i>Obrázek 6 Fyziologický záznam průběhu EKG psa s vyznačenými R vlnami [16].</i>	- 28 -
<i>Obrázek 7 Umístění elektrod pro měření EKG psa.</i>	- 30 -
<i>Obrázek 8 Umístění elektrod pro měření EKG kozy.</i>	- 31 -
<i>Obrázek 9 Zaznamenávací zařízení pro měření EKG koňů [13].</i>	- 32 -
<i>Obrázek 10 Připojení elektrod pro 24hodinový záznam EKG [13].</i>	- 32 -
<i>Obrázek 11 Base – Apex konfigurace u koňů.</i>	- 33 -
<i>Obrázek 12 Elektrody připevněné elastickým pásem [22].</i>	- 35 -
<i>Obrázek 13 Srovnání textilních a nalepovacích elektrod pro jednotlivé statistické parametry [23].</i>	- 36 -
<i>Obrázek 14 Schéma navrhované metody pro odstranění šumových artefaktů.</i>	- 39 -
<i>Obrázek 15 Schéma adaptivního filtru [22].</i>	- 40 -
<i>Obrázek 16 Transformační znázornění signálu EKG a) segmentovaného tak, aby zahrnoval celý rytmus (svíslé čáry) a produkovalo matici X. Vlastní vektory (kromě úrovně stejnosměrného proudu) a hlavní komponenty se zobrazují pro Rx získaná jako (b) intrabeatová korelační matice definovaná v (14) nebo (c) interbeatová korelační matice definovaná v (16), [31].</i>	- 46 -
<i>Obrázek 17 Schéma adaptivní filtrace.</i>	- 47 -
<i>Obrázek 18 Schéma Leaky LMS algoritmu.</i>	- 48 -
<i>Obrázek 19 Schéma adaptivního FIR filtru.</i>	- 49 -
<i>Obrázek 20 Typy vlnek využívaných pro vlnkovou transformaci.</i>	- 50 -
<i>Obrázek 21 Obecné zapojení EKG svodů do trojúhelníku [38].</i>	- 54 -
<i>Obrázek 22 Oholená část pro umístění elektrody.</i>	- 55 -
<i>Obrázek 23 Blokové schéma pro měření EKG.</i>	- 55 -
<i>Obrázek 24 Blokové schéma pro měření BKG.</i>	- 56 -
<i>Obrázek 25 Použitý biozesilovač firmy g.Tec.</i>	- 57 -
<i>Obrázek 26 Použitý modul cDAQ-9185 [41].</i>	- 58 -
<i>Obrázek 27 Zásuvný modul NI 9234.</i>	- 59 -
<i>Obrázek 28 Použitý mikrofón [42].</i>	- 59 -
<i>Obrázek 29 Připojení elektrod pro měření EKG kozy.</i>	- 60 -
<i>Obrázek 30 Připojení elektrod pro měření EKG u březí kozy.</i>	- 61 -
<i>Obrázek 31 Připojení elektrod pro měření EKG skotu domácího.</i>	- 62 -
<i>Obrázek 32 Připojení elektrod pro měření EKG koně.</i>	- 63 -
<i>Obrázek 33 Upravené zapojení elektrod u koně.</i>	- 63 -

Obrázek 34 Připojení elektrod pro měření EKG u ovce	- 64 -
Obrázek 35 Ukázka detekce R kmitu	- 65 -
Obrázek 36 Ukázka detekce J kmitu.....	- 65 -
Obrázek 37 Filtrace signálu pro svod LL kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 66 -
Obrázek 38 Spektrum filtrovaných signálů pro svod LL kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 67 -
Obrázek 39 Filtrace signálu pro svod RA kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 67 -
Obrázek 40 Spektra filtrovaných signálů pro svod RA kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 68 -
Obrázek 41 Filtrace signálu pro svod LA kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 68 -
Obrázek 42 Spektra filtrovaných signálů pro svod LA kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 69 -
Obrázek 43 Původní a zpracovaný signál pro svod LL kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.....	- 70 -
Obrázek 44 Spektrum původního a zpracovaného signálu pro svod LL kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.	- 71 -
Obrázek 45 Původní a zpracovaný signál pro svod RA kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.....	- 71 -
Obrázek 46 Spektrum původního a zpracovaného signálu pro svod RA kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.....	- 72 -
Obrázek 47 Původní a zpracovaný signál pro svod LA kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.....	- 72 -
Obrázek 48 Spektrum původního a zpracovaného signálu pro svod LA kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.	- 73 -
Obrázek 49 Zobrazení tepové křivky v čase pro jednotlivé svody kozy s hodnotou klouzavého průměru 1.....	- 74 -
Obrázek 50 Zobrazení tepové křivky v čase pro jednotlivé svody kozy s hodnotou klouzavého průměru 15.....	- 75 -
Obrázek 51 Zobrazení tepové křivky v čase pro jednotlivé svody kozy s hodnotou klouzavého průměru 30.....	- 75 -
Obrázek 52 Histogram rozložení tepové frekvence kozy pro svod LL.....	- 76 -
Obrázek 53 Histogram rozložení tepové frekvence kozy pro svod RA.....	- 77 -
Obrázek 54 Histogram rozložení tepové frekvence kozy pro svod LA.....	- 77 -

Obrázek 55 BKG křivka kozy před a po filtraci	- 78 -
Obrázek 56 Spektrum BKG křivky kozy před a po filtraci	- 79 -
Obrázek 57 Původní signál a signál po filtraci březí kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 80 -
Obrázek 58 Spektrum původního signálu a filtrovaných signálů březí kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 80 -
Obrázek 59 Původní a zpracovaný signál březí kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál. -	81 -
Obrázek 60 Spektrum původního a zpracovaného signálu březí kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.	- 81 -
Obrázek 61 Srovnání průběhu tepové frekvence březí kozy naměřené z EKG a KTG s hodnotou klouzavého průměru 1.	- 82 -
Obrázek 62 Srovnání průběhu tepové frekvence březí kozy naměřené z EKG a KTG s hodnotou klouzavého průměru 15.	- 83 -
Obrázek 63 Srovnání průběhu tepové frekvence březí kozy naměřené z EKG a KTG s hodnotou klouzavého průměru 30.	- 83 -
Obrázek 64 Bland-Altmanův graf pro srovnání HR z EKG a KTG.	- 84 -
Obrázek 65 Původní a filtrovaný signál pro svod LA krávy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 85 -
Obrázek 66 Spektra původního a filtrovaného signálu pro svod LA krávy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 85 -
Obrázek 67 Původní a filtrovaný signál pro svod RA krávy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 86 -
Obrázek 68 Spektra původního a filtrovaného signálu pro svod RA krávy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací	- 86 -
Obrázek 69 Původní a zpracovaný signál pro svod LA krávy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.	- 87 -
Obrázek 70 Spektra původního a zpracovaného signálu pro svod LA krávy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.	- 88 -
Obrázek 71 Původní a zpracovaný signál pro svod RA krávy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.	- 88 -
Obrázek 72 Spektra původního a zpracovaného signálu pro svod RA krávy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.	- 89 -
Obrázek 73 Srovnání průběhu tepové frekvence z jednotlivých svodů krávy s hodnotou klouzavého průměru 1.	- 90 -

<i>Obrázek 74 Srovnání průběhu tepové frekvence z jednotlivých svodů krávy s hodnotou klouzavého průměru 15.</i>	- 90 -
<i>Obrázek 75 Srovnání průběhu tepové frekvence z jednotlivých svodů krávy s hodnotou klouzavého průměru 30.</i>	- 91 -
<i>Obrázek 76 Histogram rozložení tepové frekvence krávy pro svod LA.</i>	- 92 -
<i>Obrázek 77 Histogram rozložení tepové frekvence krávy pro svod RA.</i>	- 92 -
<i>Obrázek 78 BKG křivka před a po filtraci.</i>	- 94 -
<i>Obrázek 79 Spektrum před a po filtraci BKG křivky</i>	- 94 -
<i>Obrázek 80 Signál před a po filtraci pro svod LL koně: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.</i>	- 95 -
<i>Obrázek 81 Spektrum před a po filtraci pro svod LL: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.</i>	- 96 -
<i>Obrázek 82 Původní a filtrovaný signál pro svod LA koně: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.</i>	- 96 -
<i>Obrázek 83 Spektrum původního a filtrovaného signálu pro svod LA koně: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.</i>	- 97 -
<i>Obrázek 84 EKG signál koně před a po filtraci pro svod LA koně: a) původní signál, b) filtrovaný signál.</i>	- 98 -
<i>Obrázek 85 Spektrum EKG signálu před a po filtraci pro svod LA koně: a) původní signál, b) filtrovaný signál.</i>	- 99 -
<i>Obrázek 86 Signál před a po filtraci pro svod LL koně : a) původní signál, b) filtrovaný signál.</i>	- 99 -
<i>Obrázek 87 Spektrum před a po filtraci pro svod LL koně: a) původní signál, b) filtrovaný signál.</i>	- 100 -
<i>Obrázek 88 Křivka tepové frekvence v čase pro jednotlivé svody koně s hodnotou klouzavého průměru 1.</i>	- 101 -
<i>Obrázek 89 Křivka tepové frekvence v čase pro jednotlivé svody koně s hodnotou klouzavého průměru 15.</i>	- 101 -
<i>Obrázek 90 Křivka tepové frekvence v čase pro jednotlivé svody koně s hodnotou klouzavého průměru 30.</i>	- 102 -
<i>Obrázek 91 Histogram rozložení tepové frekvence koně pro svod LL.</i>	- 103 -
<i>Obrázek 92 Histogram rozložení tepové frekvence koně pro svod LA.</i>	- 103 -
<i>Obrázek 93 BKG křivka před a po filtraci</i>	- 104 -
<i>Obrázek 94 Spektrum BKG křivky před a po filtraci</i>	- 105 -
<i>Obrázek 95 Původní signál a filtrované signály pro svod LL ovce: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.</i>	- 106 -

<i>Obrázek 96 Spektra původního a filtrovaného signálu pro svod LL ovce: a) původní signál, b) signál filtrovaný Butterworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací</i>	<i>- 106 -</i>
<i>Obrázek 97 Původní a zpracovaný signál pro svod LL ovce: a) původní signál, b) filtrovaný signál.</i>	<i>- 107 -</i>
<i>Obrázek 98 Spektrum původního a zpracovaného signálu pro svod LL ovce: a) původní signál, b) filtrovaný signál.</i>	<i>- 108 -</i>
<i>Obrázek 99 Křivka tepové frekvence v čase pro svod LL ovce.</i>	<i>- 108 -</i>
<i>Obrázek 100 Histogram rozložení tepové frekvence ovce.....</i>	<i>- 109 -</i>
<i>Obrázek 101 Grafické uživatelské rozhraní.</i>	<i>- 109 -</i>
<i>Obrázek 102 Vývojový diagram navrženého GUI.....</i>	<i>- 110 -</i>

Seznam tabulek

<i>Tabulka 1 Důležité parametry EKG křivky pro jednotlivé druhy zvířat.</i>	<i>- 29 -</i>
<i>Tabulka 2 Výsledky použitých metod.</i>	<i>- 37 -</i>
<i>Tabulka 3 Srovnání metod pro odstranění šumu ze signálu EKG [37].</i>	<i>- 53 -</i>
<i>Tabulka 4 Seznam měřených subjektů.....</i>	<i>- 54 -</i>
<i>Tabulka 5 Použitý hardware a software.</i>	<i>- 56 -</i>
<i>Tabulka 6 Průměrná hodnota tepové frekvence v čase a další parametry: SDNN = směrodatná odchylka RR intervalů, NN50 = počet RR intervalů delších než 50 ms, rMSSD = efektivní hodnota RR intervalů při normálním sinusovém rytmu.</i>	<i>- 76 -</i>
<i>Tabulka 7 Průměrné hodnoty TF a další parametry pro jednotlivé svody krávy: SDNN = směrodatná odchylka RR intervalů, NN50 = počet RR intervalů delších než 50 ms, rMSSD = efektivní hodnota RR intervalů při normálním sinusovém rytmu.</i>	<i>- 91 -</i>
<i>Tabulka 8 Průměrné tepové frekvence a další parametry pro jednotlivé svody koně: SDNN = směrodatná odchylka RR intervalů, NN50 = počet RR intervalů delších než 50 ms, rMSSD = efektivní hodnota RR intervalů při normálním sinusovém rytmu.</i>	<i>- 102 -</i>
<i>Tabulka 9 Přílohy ve složce BKG_signály.</i>	<i>- 118 -</i>
<i>Tabulka 10 Přílohy ve složce EKG_Signály.....</i>	<i>- 118 -</i>
<i>Tabulka 11 Přílohy ve složce KTG.....</i>	<i>- 118 -</i>
<i>Tabulka 12 Ostatní přílohy.</i>	<i>- 119 -</i>

Úvod

Monitorování srdečních funkcí zvířat je velice důležitým nástrojem pro vyhodnocování zdravotního stavu zvířat. První monitorování srdečních funkcí, tedy první elektrokardiogram, byl vytvořen pomocí kapilárního elektrometru. Augustus D. Waller zjistil, že elektrická aktivita předchází srdeční kontrakci a může být zaznamenávána z povrchu těla, avšak zpracování odpovědi bylo velmi pomalé, proto W. Einthoven v roce 1887 vylepšil kapilární elektrometr pomocí řetězce galvanometrů. Thomas Lewis, který začal s výzkumem na psech, a později tento výzkum aplikoval na lidi, je považován za zakladatele elektrofyziologie. Je rovněž považován za prvního vědce, který vizuálně popsal síňovou fibrilaci u koňů [1].

V posledních letech nabírá klinické hodnocení srdečních funkcí zvířat na svém významu. Nejen v oblasti fyziologických a patofyziologických ukazatelů, ale také jako ukazatel psychické pohody zvířat. Tento ukazatel je důležitý v několika oblastech. Jednou z těchto důležitých oblastí je chov hospodářských či užitkových zvířat, a to zejména dojníc, neboť byla prokázána spojitost mezi psychickou pohodou zvířete a množstvím nadojeného mléka [2]. Dalším důležitým odvětvím, ve kterém může být toto monitorování přínosné, může být trénování závodních zvířat, kde byla prokázána lepší výkonost, pokud toto zvíře není vystaveno stresovým složkám [3].

Problémem měření elektrokardiogramu zvířat je neexistující zlatý standard pro měření a rozmístění elektrod, většinou však bývá použit Einthovenův trojúhelník, tedy rozmístění na pravé hrudní končetině, levé hrudní končetině a levé pánevní končetině. Dalším problémem EKG monitorování je velký výskyt artefaktů, pocházejících převážně z neklidu zvířat během měření. Jelikož samotné měření je pro zvířata poměrně stresující, nelze je udržet v klidu bez použití anesteziologických látek. Problematice odstraňování artefaktů se věnuje kapitola 1.6, a to jak metodám využívajícím adaptivní filtrace, tak metodám neadaptivním.

Primárním cílem této diplomové práce je prostudování metod pro vizualizaci tepové frekvence v čase z elektrokardiogramu. Z naměřených signálů je vždy detekován R vrchol (v případě EKG) a to pomocí detektoru, jehož algoritmus je založen na kontinuální vlnkové transformaci. Z těchto vrcholů jsou poté vypočteny intervaly mezi jednotlivými vrcholy a následně určena tepová frekvence (HR) v čase. Parametry, určující HRV v čase, tedy variabilitu srdeční frekvence, jsou uvedeny v tabulkách pro jednotlivé svody.

Další součástí experimentální části je vytvoření grafického uživatelského rozhraní, které zobrazuje jednotlivé signály a jejich tepové frekvence.

V práci byly také zkoumány jiné možnosti extrakce tepové frekvence, a to pomocí balistokardiografie, kde by to bylo možné pomocí detekce J vrcholu a následného výpočtu tepové frekvence. Avšak všechny signály, které byly naměřeny pomocí této metody byly poměrně nekvalitní, a tak k detekci ani výpočtu tepové frekvence nemohlo dojít. Dalším způsobem bylo použití kardiokografu, který byl využit u kozy s vysokým stupněm gravidity. Tato metoda prokázala výsledky srovnatelné s metodou extrakce z EKG, proto ji lze označit také za vhodnou.

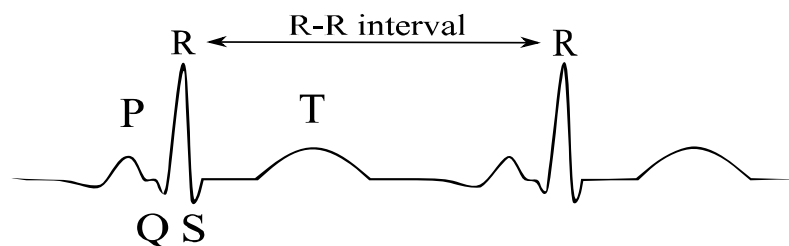
1 Současný stav řešené problematiky

V následující kapitole je zkoumán současný stav problematiky měření variability srdečního rytmu u zvířat. Popsány jsou metody, jakými lze tento parametr zjistit, stejně jako způsob měření a zapojení svodů pro elektrokardiografii zvířat. Také je popsána veterinární důležitost monitorování srdečního rytmu u zvířat, jak z hlediska hospodářského využití zvířat, tak pro zvířata, která jsou trénována a využívána například ve sportovním odvětví.

1.1 Elektrokardiografie zvířat pro určení HRV

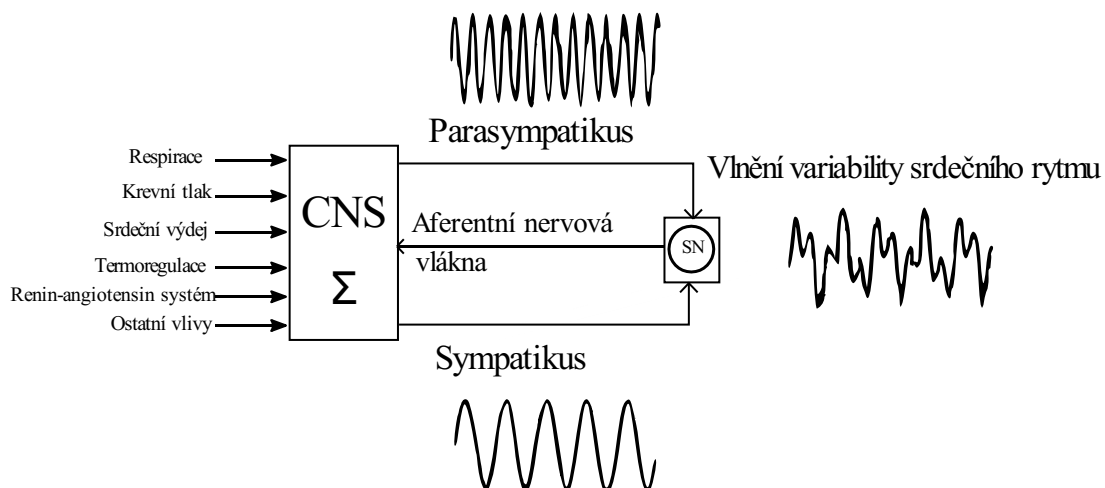
Variabilita srdeční frekvence (HRV = heart rate variability) je kvantitativním ukazatelem zdraví a celkové spokojenosti u lidí i zvířat. Míra variability srdečního tepu je komplexní míra fyziologické funkce, která je odvozena od srdečního cyklu a vyjadřuje variabilitu, která existuje mezi po sobě jdoucími srdečními rytmy měřenými z R vlny komplexu QRS, viz [4].

Srdeční frekvence je definován jako počet úderů za minutu, jde o biologický signál, který je proměnný a lze jej detekovat z elektrokardiogramu. Délka srdečního cyklu odpovídá časové vzdálenosti mezi srdečními údery (interval mezi srdečními údery IBI = inter – beat interval), což lze rovněž měřit jako vzdálenost mezi po sobě následujícími R vlnami (RR interval), viz. Obrázek č. 1, podrobněji v [5].



Obrázek 1 Ukázka časového průběhu dvou EKG komplexů s vyznačenými důležitými body.

Fyziologická srdeční funkce je charakterizována nepravidelnými časovými intervaly mezi po sobě jdoucími R vlnami. Tato variabilita je výsledkem rytmické oscilace regulačních složek srdeční aktivity, které fungují tak, že udržují kardiovaskulární homeostázu v definovaném rozmezí. HRV se primárně objevuje neaditivní aktivitou pocházející z jednotlivých větví autonomního nervového systému (Obrázek 2 - upraveno), která je ovlivněna neuronovými, humorálními a dalšími fyziologickými kontrolními zpětnovazebními mechanismy. Na všech úrovních se na regulaci podílí také centrální nervová soustava [6].



Obrázek 2 Zjednodušený model vzniku variability srdečního tepu.

Nejčastěji používaná zařízení měří úplnou elektrickou aktivitu prostřednictvím elektrokardiogramu (EKG) nebo transformují registrovaný signál do výstupu vykazujícího hlavní elektrickou aktivitu (elektrická aktivita komory). Tento signál je tvořen detekovanými RR intervaly, které jsou následně transformovány na hodnoty srdeční frekvence. Tato technika je známá jako měřič srdeční frekvence (HRM). Oba typy zařízení umožňují vyhodnotit elektrickou funkci srdce v klidu a během aktivity. Přesto je EKG úplnější než HRM, protože zaznamenává celý depolarizační cyklus, zatímco HRM zaznamenává pouze čas mezi dvěma hlavními depolarizačními vlnami (RR intervaly). Intervaly RR lze extrahovat a z obou zařízení lze provést analýzu variability srdeční frekvence (HRV) pomocí vhodných funkcí doprovodného softwaru [2].

1.2 Metody pro měření a vizualizaci HRV u zvířat

Změny srdečního rytmu mohou být hodnoceny řadou metod. Mezi nejjednodušší z nich patří analýza v časové oblasti.

V časové oblasti se stanoví buď srdeční frekvence v kterémkoliv časovém okamžiku, nebo intervaly mezi po sobě jdoucími QRS komplexy. V kontinuálním záznamu EKG se detekuje každý komplex QRS a stanoví se takzvané normal-to-normal (NN) intervaly (tj. všechny intervaly mezi sousedními QRS komplexy způsobené depolarizací sinových uzlů) nebo se určí okamžitá srdeční frekvence. Mezi jednoduché proměnné, které se v časové doméně určují, patří například průměrný interval NN, střední srdeční frekvence, rozdíl mezi nejdelším a nejkratším intervalem NN, rozdíl mezi denní a noční srdeční aktivitou, a tak dále [7].

Z řady okamžitých srdečních frekvencí nebo cyklických intervalů, zejména těch, které jsou zaznamenávány delší dobu, lze vypočítat složitější statistické veličiny. Mohou být rozděleny do dvou skupin:

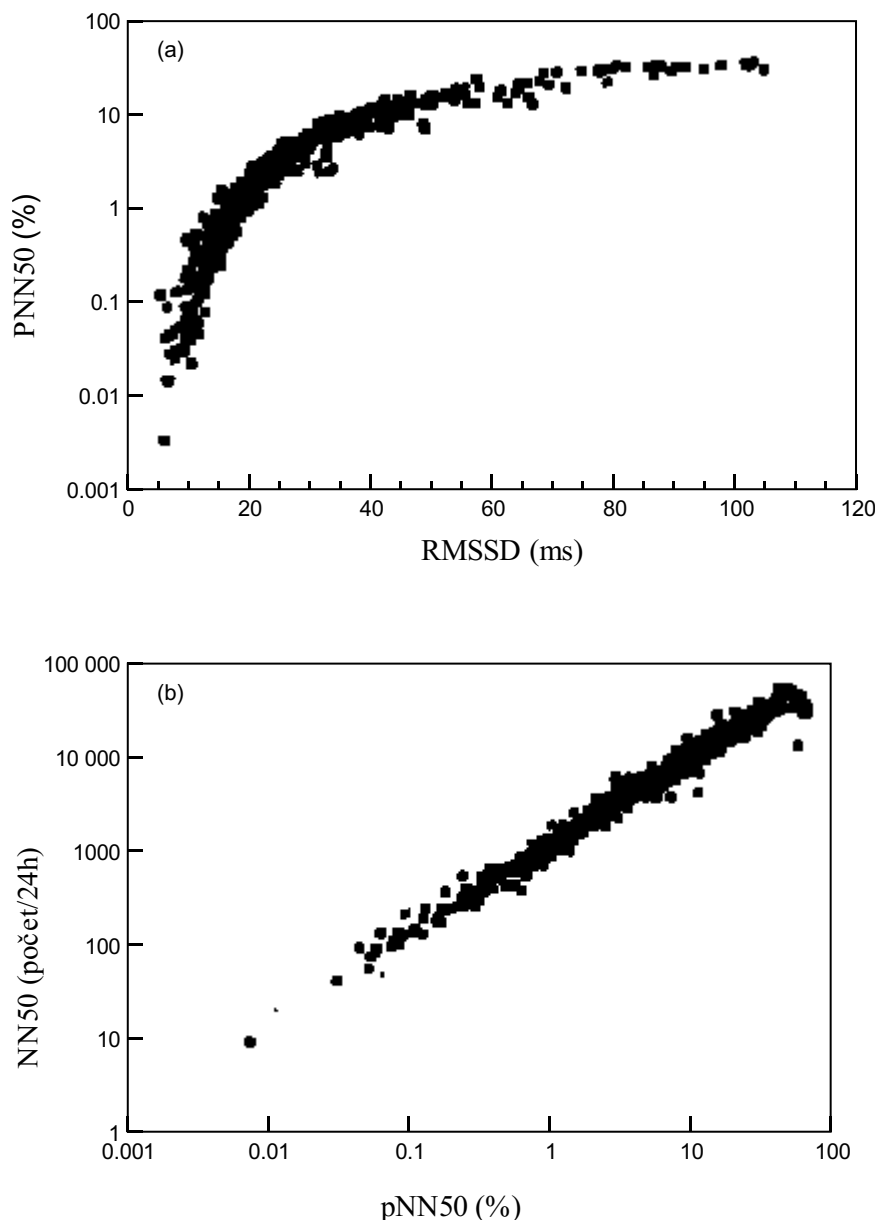
- Odvozené z přímého měření NN intervalů nebo okamžitého srdečního rytmu,
- Odvozené z rozdílů mezi NN intervaly.

Výpočetně nejjednodušší je proměnná, která se nazývá standardní odchylka NN intervalů (SDNN), která je druhou mocninou rozptylu. Protože rozptyl se matematicky rovná celkovému výkonu spektrální analýzy, SDNN odráží všechny cyklické složky odpovědné za variabilitu v průběhu záznamu. Klasicky se SDNN počítá za 24 hodin, a zahrnuje tedy krátkodobé HF (vysokofrekvenční) variace, jakož i složky s nejnižší frekvencí pozorované za 24 hodin. Jak se doba sledování snižuje, SDNN odhaduje kratší a kratší délky cyklu. Je třeba také poznamenat, že celková variabilita HRV se zvyšuje s délkou analyzovaného záznamu. SDNN tedy na libovolně vybraných EKG není dobře definovanou statistickou veličinou, protože je závislá na délce záznamové periody. V praxi není vhodné porovnávat míry SDNN získané ze záznamů různých dob trvání. Naopak by měly být standardizovány doby záznamů použitých ke stanovení hodnot SDNN a podobně i jiná měření HRV. Podle tohoto výzkumu (viz [7]) se zdá, že nejdělnější pro stanovení této veličiny jsou buď krátké záznamy trvající 5 minut, nebo naopak 24hodinové nominální záznamy.

Další statisticky významnou veličinou vypočtenou ze segmentů celkového monitorovacího období patří SDANN (podrobněji v [7]), což je standardní odchylka průměrných intervalů NN vypočtená za krátký monitorovací úsek, cca 5 minut, což je odhad změn srdeční frekvence způsobených cykly delšími než 5 minut. Dále můžeme určit také SDNN index, což je průměr 5minutových standardních odchylek NN intervalů, vypočtených za 24 hodin, který určuje variabilitu, způsobenou cykly kratšími než 5 minut.

Mezi nejčastěji používané míry odvozené z intervalových rozdílů patří RMSSD, druhá odmocnina středních kvadratických rozdílů po sobě následujících NN intervalů, dále NN50, což je počet intervalových rozdílů po sobě následujících NN intervalů větších než 50 ms a pNN50, podíl odvozený dělením NN50 podle celkového počtu intervalů NN. Všechna tato měření

krátkodobé variace odhadují vysokofrekvenční variace srdeční frekvence, a proto jsou vysoce korelovány, viz Obrázek 3,[7].



Obrázek 3 Vztah mezi RMSSD a pNN50, a) poměr RMSSD (ms) ku PNN50 (%), b) poměr pNN50 (%) ku NN50 (počet/24 h).

Série intervalů NN lze také převést na geometrický vzorek, jako je například distribuce hustoty vzorku trvání NN intervalu, distribuce hustoty vzorku rozdílů mezi sousedními intervaly NN, Lorenzův graf NN atd. V geometrických metodách se používají tři obecné přístupy:

- 1) základní měření geometrického vzorku (například šířka histogramu distribuce na určené úrovni) se převádí na míru HRV,
- 2) geometrický vzorek je interpolován matematicky definovaným tvarem (například aproximací distribučního histogramu trojúhelníkem nebo aproximací diferenciálního histogramu exponenciální křivkou) a poté se použijí parametry tohoto matematického tvaru
- 3) geometrický tvar je rozdělen do několika kategorií založených na vzoru, které představují různé třídy HRV (například eliptické, lineární a trojúhelníkové tvary Lorenzových grafů).

Většina geometrických metod vyžaduje, aby byla intervalová sekvence RR (nebo NN) měřena nebo převedena na diskretní měřítko, které není příliš jemné nebo příliš hrubé a umožňuje konstrukci vyhlazených histogramů. Jako nejlepší měřítko se pro toto geometrické stanovení zdá měřítko s délkou zásobníku 8 ms. Trojúhelníkový index HRV je integrál distribuce hustoty dělený maximem distribuce hustoty. Pomocí měření intervalů NN na diskretní stupnici je míra aproximována hodnotou (celkový počet intervalů NN) / (počet intervalů NN v modálním zásobníku), která je závislá na délce zásobníku, tj. o přesnosti diskretní stupnice měření. Pokud je tedy diskretní aproximace míry použita s měřením intervalu NN na stupnici odlišné od nejčastějšího vzorkování 128 Hz, měla by být uvedena velikost zásobníků. Trojúhelníková interpolace histogramu intervalu NN (TINN) je šířka základní linie distribuce měřená jako základna trojúhelníku přibližujícího se distribuci intervalu NN (k nalezení takového trojúhelníku se používá minimální čtvercový rozdíl).

Hlavní výhoda geometrických metod spočívá v jejich relativní necitlivosti na analytickou kvalitu řady intervalů NN. Hlavní nevýhodou geometrických metod je potřeba přiměřeného počtu intervalů NN k vytvoření geometrického vzoru. V praxi by se pro zajištění správného provedení geometrických metod měly používat záznamy trvajících nejméně 20 minut (ale nejlépe 24 hodin), to znamená, že současné geometrické metody jsou nevhodné pro posouzení krátkodobých změn v HRV, [7].

Měření variability srdečního rytmu se využívá u hospodářských zvířat z mnoha důvodů, jako jeden z nich lze uvést měření srdeční variability závodních koňů, z důvodu lepší výkonnosti, dalším významným hospodářským druhem, u kterého dochází k měření srdeční variability, je například skot domácí, u kterého je tímto měřením sledována dojivost.

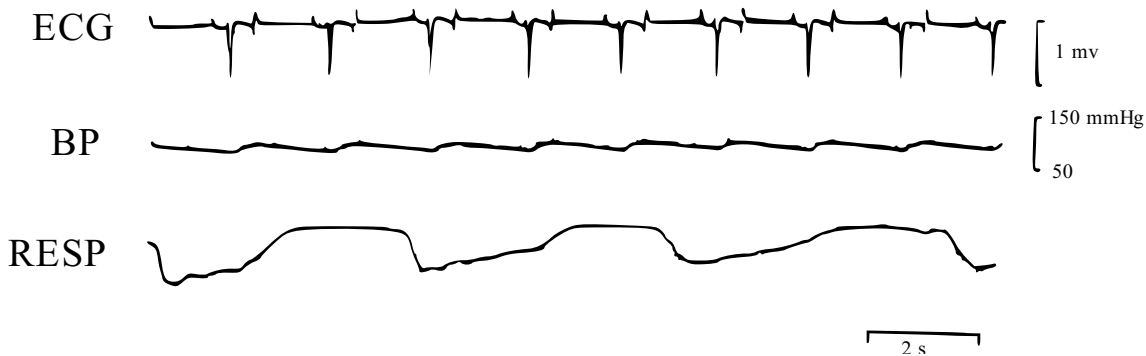
Ve výzkumu McDuffee a spol. [4] bylo provedeno měření na 35 koních. Na každém z těchto zvířat byl kolem hrudníku umístěn pás se snímačem srdečního rytmu. Tento snímač se nacházel uprostřed mezi kohoutkem a loktem na levé straně hrudníku. V oblasti elektrod byla aplikována teplá voda a elektrody byly plovoucí. Srdeční frekvence získaná z tohoto měřidla byla porovnávána se srdeční frekvencí získanou stetoskopem na začátku každého měření. Absence arytmii byla potvrzena srdeční auskultací. Pro toto měření byly využity Polar® [8] měřidla

srdeční frekvence, která měřila vždy RR intervaly v časovém úseku 10 minut. Data byla následně importována do softwaru Kubios® [9], pro analýzu v časové i frekvenční doméně pro stanovení míry variability srdečního rytmu. Pro tuto analýzu byly vybrány pěti minutové segmenty, následně bylo kontrolováno, kolik procent artefaktů bylo v záznamech korigováno, a vybrána byla pouze data koňů, u kterých tato korekce byla menší než 15 %. Proměnné v časové oblasti byly nejstabilnější za podmínek nízkého pohybu. Ačkoliv v časové doméně nebyla závislost na podmínkách tak silná, ve frekvenční doméně se ukázalo, že je střední až silná korelace frekvenčních proměnných na koňském pohybu. Hodnoty autoregresivní frekvenční domény mohou být proto nejužitečnější v dalších výzkumných studiích zahrnujících koně měřené při chůzi, [4].

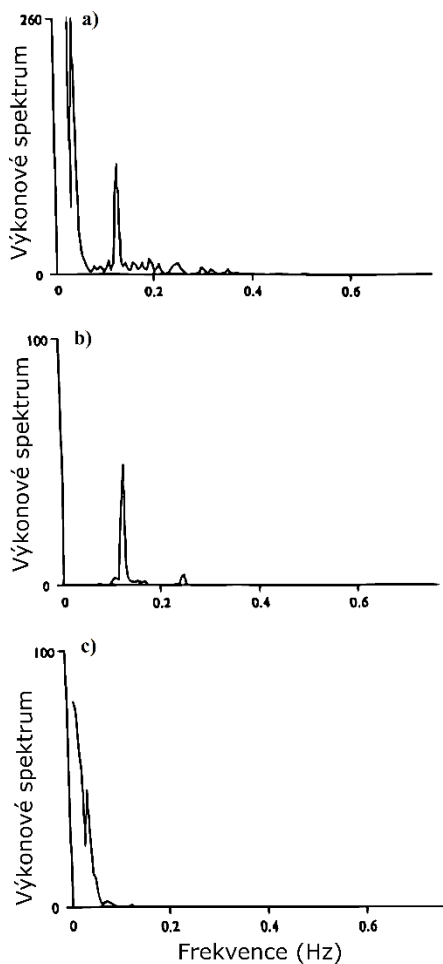
Podle studie Weiriga a kol. [5] dochází k monitorování skotu z důvodu dojivosti. U dojnic je zaznamenávání mezi – úderových intervalů provedeno pomocí dvou specifických vysílacích elektrod a EKG monitoru. Doporučuje se jednu z elektrod umístit dále od hrudní kosti, na levé straně hrudníku a druhou na pravé lopatce. Místo kontaktu elektrody s tělem dojnice musí být očištěno, elektrody se následně k tělu připevní pomocí elastického pásu. Přijímače signálů jsou obvykle upevněny na vnější straně obvodu, anebo je možno tyto přijímače umístit k pozorovateli, namísto ke zvířatům, [5].

Podle Kuhawary a kol. [10] byl pro charakterizační studii každý kůň vybaven záznamovým zařízením EKG, tlaku krve a respirační křivky (Obrázek 4) EKG bylo získáváno ze svodu, umístěného u hrotu (apex) srdce. Krevní tlak byl měřen pomocí katetru 7F se špičkovým převodníkem viz [11] perkutánně vloženým do karotidové tepny. Respirační křivka byla měřena pomocí dýchacího pásu [12], který byl umístěn kolem posledního mezižebního prostoru koňské hrudi. Tento pás byl natahován pokaždé, když došlo ke koňskému nádechu. Zvířata byla umístěna individuálně do stájí nějakou dobu před zahájením studie, aby došlo k jejich aklimatizaci. Po této aklimatizaci byly parametry průběžně zaznamenávány a vzorkovány při 250 Hz, následně pak uloženy na disketu pomocí procesoru EKG (Softron, Tokio, Japonsko) spuštěného v mikropočítači EPSON. Pro studii autonomní nervové blokády bylo EKG získáváno rovněž ze svodu umístěného u apexu srdce. Do levé krční žíly byl injektován atropin (0,04 mg/kg) a propranolol (0,2 mg/kg), aby se blokovala autonomní nervová aktivita. EKG pak bylo zaznamenáváno od desíti minut před injekcí léčiva do 20 minut po injekci. Software poté nejprve vypočítal tachogram pomocí R-R intervalů jako hrubou variabilitu srdečního rytmu. Z tohoto tachogramu bylo vybráno 512 bodů a tyto body byly navzorkovány vzorkovací frekvencí o hodnotě 2,5 Hz. Tato délka tachogramu byla vybrána jako nejlepší kompromis mezi potřebou velké časové řady, aby se dosáhlo větší přesnosti při výpočtu a nejjednoduššího zpracování během krátkého časového úseku. Poté se aplikovala sada dat do Hammingova okna a proběhla rychlá Fourierova transformace, aby se získalo energetické spektrum fluktuace. Pro analýzu respirační křivky byly kontinuální signály z respiračního pásma analyzovány stejným způsobem s časovými řadami R-R intervalu. Pro analýzu krevního tlaku byl kontinuální záznam krevního tlaku ošetřen nízkofrekvenčním filtrem (0,3 Hz). Poté se provedla stejná analýza jako u respirační křivky. Výsledky prokázaly podobný vzor výkonového spektra srdečního tepu, tlaku krve a respirační křivky (Obrázek 5). Pro variabilitu srdečního rytmu byly určeny dvě hlavní složky – jedna z nich

v nízkých frekvencích a druhá ve vysokých. Vrchol variability respirační křivky se objevil ve vysokých frekvencích. Vysokofrekvenční spektra pro variabilitu srdečního rytmu a respirační křivky a nízkofrekvenční spektra pro variabilitu srdeční frekvence a krevního tlaku byla obecně podobná. Vrcholy obou frekvenčních složek však byly u každého koně odlišné, [10].



Obrázek 4 Záznamy jednotlivých parametrů v čase [10].



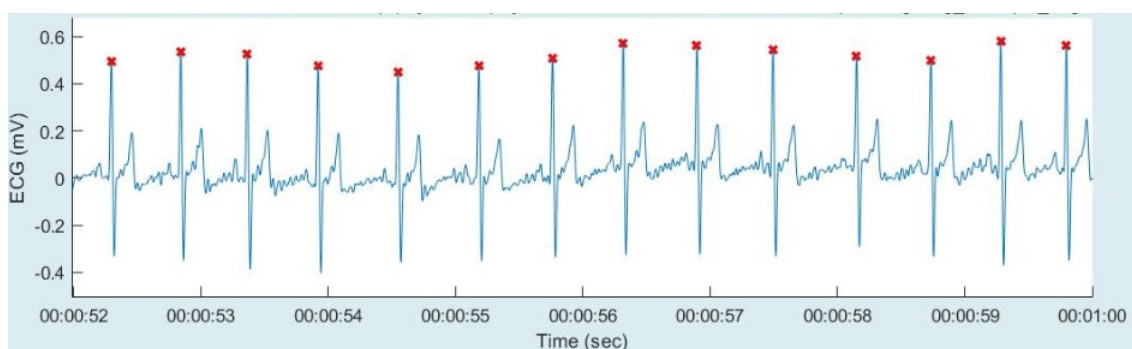
Obrázek 5 Spektra jednotlivých parametrů: a) variabilita srdeční frekvence, b) respirace, c) krevní tlak [10].

1.3 EKG křivka jednotlivých zvířecích druhů

Cílem této kapitoly je srovnání jednotlivých fyziologických elektrokardiogramů pro různá zvířata. Konkrétně jde o psa, kozu, ovci a koně.

1.3.1 EKG psů

Molekulární prostředí ventrikulární tkáně psů se podobá tkáni lidského srdce, spolu s králíky vykazují psi podobnou distribuci a aktivitu kanálů jako lidský systém srdečního vedení. To vede k určitým paralelám EKG u lidí a psů v morfologii a času vedení. Elektrokardiogram psa je na obrázku č. 6. Pes je rovněž popisován jako nejvíce prediktivní preklinický druh s ohledem na lidskou elektrokardiografii. Srdeční frekvence u psů nabývá hodnot mezi 70–140 úderů za minutu, nicméně u psů, jako u většiny zvířat, je srdeční frekvence nepravidelná a hodnota HR se velice rychle mění. Hodnoty trvání QRS komplexu se mezi jednotlivými druhy příliš nemění a trvají cca 40 ms, jednotlivé hodnoty trvání P a T vlny jsou k nahlédnutí v tabulce č. 1, viz [13], [14], [15].



Obrázek 6 Fyziologický záznam průběhu EKG psa s vyznačenými R vlnami [16].

1.3.2 EKG koz a ovcí

V závislosti na věku se srdeční puls u koz pohybuje v rozmezí 68 až 150 úderů za minutu, u ovcí je to v rozmezí od 75 do 115 úderů za minutu. U koz je doba trvání P vlny kolem 38-60 ms, interval PR je většinou v rozmezí 110-150 ms, trvání QRS komplexu je mezi 40 a 73 ms a QT interval kolem 318 ms. Ovce mají P vlnu většinou v rozmezí 40-60 ms, PR interval v rozmezí 130-200 ms a trvání QRS komplexu 40-80 ms. U koz může fyziologický záznam EKG vykazovat výraznou variabilitu, [13]. Amplituda P vlny u měřených koz se pohybovala v rozmezí 0,03 až 0,1 mV, amplituda T vlny u měřených koz nabývala hodnot 0,12 až 0,28 mV. U měřených ovcí byla změřená amplituda P vlny v rozmezí 0,08 až 0,13 mV, amplituda T vlny 0,1 až 0,31 mV, [17].

1.3.3 EKG koní

U koní jsou Purkyňova vlákna mnohem rozšířenější do celého myokardu ve srovnání s malými živočichy a lidmi. V důsledku toho mají elektromotorické síly tendenci se navzájem rušit během depolarizace. Vektorová elektrokardiografie proto u koní téměř neposkytuje žádné informace. U koní je morfologie P vlny často závislá na srdečním rytmu a následné P vlny nemají

vždy stejnou morfologií. Normální doba trvání P vlny bývá menší než 160 ms. Na rozdíl od lidí lze repolarizaci síní v koňském EKG určit jako vlnu Ta, která se přímo vyskytuje před komplexem QRS, i když je v EKG někdy obtížné ji identifikovat. PR interval v koňském EKG bývá kratší než 500 ms. QRS komplex trvá většinou kratší časový úsek než 140 ms. Zvýšený tep má u koňů za následek významné zkrácení QRS komplexu. Rovněž koňská T vlna vykazuje silnou závislost na hodnotě srdečního rytmu a variabilitu v morfologii a orientaci, což brání analýze poruch repolarizace z EKG záznamu. QT interval bývá kratší než 580 ms. Koně mohou mít klidový srdeční frekvence mezi 24–50 úderů za minutu, ale maximální může nabývat až 240 úderů za minutu. Koně trpí vysokým výskytem arytmií, což je způsobeno hlavně vysokým vagálním tonem za fyziologických podmínek. Podobně jako lidé mohou koně trpět sinusovou bradykardií, sinusovou tachykardií, sinusovou arytmií, zastavením sinusů a sinusovým blokem, které jsou způsobeny vysokým vagálním tonem, a hlavně se považují za fyziologické. Předsíňové extrasystoly se vyskytují sporadicky u závodních koňů. Časté síňové extrasystoly mohou poukazovat na síňové onemocnění. Dále se může objevit síňová tachykardie, zejména kvůli strukturálním změnám tkáně myokardu. Fibrilace síní je nejčastěji se vyskytující patologická arytmie u koní, hlavně kvůli vysokému parasympatickému tónu a velké síní. Často se vyskytuje v nepřítomnosti významného základního onemocnění srdce. AV blok I ° a AV blok II ° jsou vyvolávány vysokým vagálním tonem a jsou to obvykle fyziologické arytmie, zatímco výskyt AV bloku III ° je vždy patologický a lze jej vyvolat zánětem nebo degenerací AV uzlu, viz [13].

1.3.4 Shrnutí

Z tabulky č. 1 je zjevné, že nejdelší dobu trvání QRS komplexu má kůň, s čímž souvisí fakt, že kůň má velice nízkou hodnotu tepové frekvence, fyziologicky kolem 30 tepů za minutu. Nejvyšších klidových hodnot si lze všimnout u kozy, která může mít klidový srdeční frekvence až 150 úderů za minutu.

Tabulka 1 Důležité parametry EKG křivky pro jednotlivé druhy zvířat.

	Amplituda P vlny [mV]	Amplituda T vlny [mV]	Klidový srdeční frekvence [úderů/min]	Doba trvání QRS komplexu [ms]
Pes	0,17 – 0,21	0,22 – 0,26	70–140	35–42
Koza	0,03 – 0,1	0,12 – 0,28	68–150	40–73
Ovce	0,08 – 0,13	0,1 – 0,31	75–115	40–80
Kůň	0,19 – 0,27	0,39 – 0,53	24–46	<140

1.4 EKG konfigurace pro měření u jednotlivých druhů zvířat

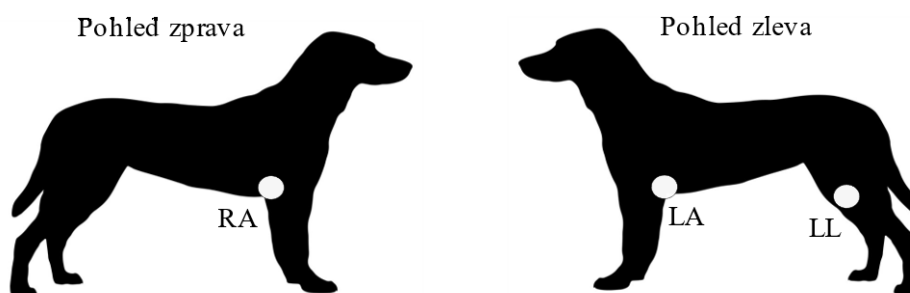
Elektrody určené k zaznamenávání EKG signálu se používají ke snímání elektrického potenciálu na povrchu těla. Různé uspořádání elektrod vytváří odpovídající vzorce EKG. Ačkoliv existuje mnoho způsobu zapojení EKG, nejčastější je zapojení se třemi elektrodami, a to zapojení elektrod na pravé hrudní končetině (označení RA, většinou bílá barva elektrody), na levé hrudní končetině (označení LA, většinou černá barva elektrody) a levé pánevní končetině (označení LL, většinou červená barva elektrody). Měření je prováděno 2 způsoby:

- 2svodové EKG = RA elektroda je negativní vůči LL elektrodě, LA elektroda je indiferentní. Nejčastěji se využívá ve veterinární praxi u psů, koček, ptáků a exotických druhů. Umístění elektrod: RA v lokti, LL v oblasti kolene a zemní vodič je na levé ruce v lokti.

- Base – Apex = u tohoto měření je RA elektroda negativní vůči LA elektrodě, LL je indiferentní. Nejčastěji se využívá u velkých druhů, jako jsou koně, skot a kozy. Umístění elektrod je následující: Pravá paže je připevněna ke kůži na hřbetě počátku krku směrem k lopatce a kohoutku, levá paže je připevněna k hrudníku kaudálně k bodu lokte (asi 5. mezikostální prostor), a levá noha je připevněna v oblasti kolen, viz [18].

1.4.1 Konfigurace EKG u psů

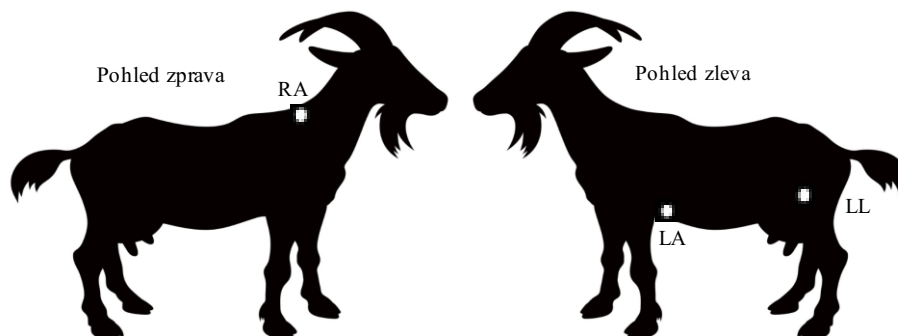
U psů se nejčastěji používá jedno-svodové EKG, nicméně více svodové EKG může být také použito. Avšak je nutno poznamenat, že u zvířat, která jsou při vědomí, je použití více svodových zapojení komplikované a bývá spojováno s technickými potížemi (zanesení signálu šumem atd.), viz [13]. Konfigurace EKG psů je na obrázku 7.



Obrázek 7 Umístění elektrod pro měření EKG psa.

1.4.2 Konfigurace EKG u koz a ovcí

Záznam EKG u ovcí a koz se provádí v normální poloze ve stoje. Krokodýlí svorky nebo subkutánní jehly slouží jako elektrody a mohou být zavedeny tři bipolární standardní končetinové svody (vedení I, II, III) a tři rozšířené unipolární končetinové svody. Elektrody jsou umístěny přímo pod loket a kolenní kloub. Monitorování síňového vedení u koz při vědomí bylo prováděno pomocí implantovaných epikardiálních elektrod připojených k externímu zesilovači. Nejčastější monitorování EKG se provádí pomocí base – apex konfigurace (Obrázek 8).



Obrázek 8 Umístění elektrod pro měření EKG kozy.

1.4.3 Konfigurace EKG u koní

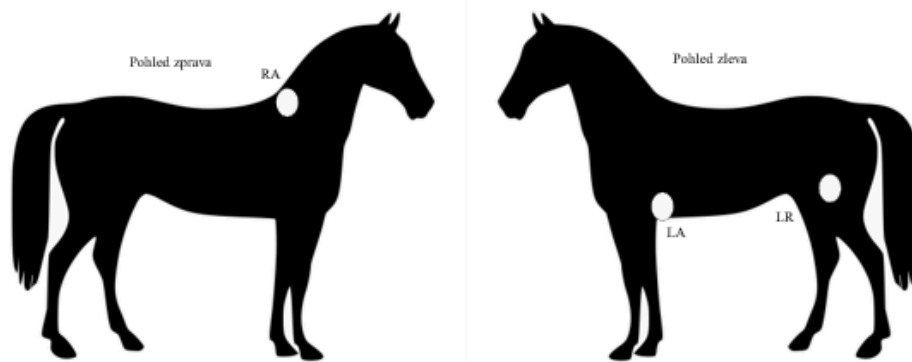
U koní byly zavedeny samolepicí elektrody ke zlepšení kvality EKG. Záznamová zařízení EKG jsou umístěna na zadní straně koně a lze připojit 3–10 elektrod. Přestože byl vyvinut počítačový software pro analýzu koňského EKG, často není schopen správně analyzovat koňská EKG kvůli vysoké vlně T, která je nesprávně interpretována jako komplex QRS. Nejčastěji používaný systém EKG u koní obsahuje čtyři elektrody, aby bylo možné zaznamenat 1 nebo 3 Einthovenovy svody (Obrázek 9). Ve srovnání s lidmi není poloha koňských elektrod přesně definována. Ambulantní záznamy EKG během klidových podmínek vykazují nejlepší kvalitu s konfigurací elektrody typu base-apex. Poloha elektrody pravého ramene je spodní třetina pravé krční drážky nebo lopatky, která je v oblasti srdeční základny. Elektroda levé nohy je umístěna kaudálně k levému lokti odpovídající vrcholu a elektroda levé ruky může být umístěna na střed levé lopatky. Referenční (černá) elektroda může být umístěna někde na povrchu těla. S touto konfigurací poskytují vedení I a II dobrou kvalitu. U záznamů EKG během jízdy na koni by měla být použita úprava systému base-apex. Elektrody jsou umístěny kranio-dorzálně a kaudo-ventrikulárně k sedlu nebo pod obvod kolem hrudníku (Obrázek 10) pro záznam během aktivity koně. Nevýhodou této modifikace je, že elektrody nejsou umístěny podél střední elektrické osy srdce, a tím je snížena amplituda vlny. Elektroda pravého ramene je umístěna na pravé straně kohoutku, elektroda levého ramene je umístěna za levým loketním kloubem v oblasti vrcholu, elektroda levého ramene je umístěna přibližně 10 cm nad elektrodou levého ramene a referenční elektroda se může umístit samostatně pod obvod. Tento systém lze také použít pro dlouhodobé záznamy EKG. Klasická konfigurace base – apex u koňů je na obrázku č. 11.



Obrázek 9 Zaznamenávací zařízení pro měření EKG koňů [13].



Obrázek 10 Připojení elektrod pro 24hodinový záznam EKG [13].



Obrázek 11 Base – Apex konfigurace u koňů.

1.5 Význam HRV ve veterinární praxi

Podle Lenoire a kol. (viz [2]) nabývá klinické hodnocení srdečních funkcí a konkrétně HRV na důležitosti čím dál více, a to převážně při hodnocení psychické pohody zvířat. Analýzou této míry srdeční variability lze hodnotit účinek různých podnětů na autonomní nervový systém. U hospodářských zvířat je vagální složka autonomního nervového systému klíčová v regulaci srdečního rytmu v reakci na stres. Parametry variability srdečního rytmu dávají rovněž informaci o rovnováze mezi sympatickou a parasympatickou částí nervového systému [2], [19].

Existují dvě hlavní fyziologické cesty podílející se na stresových reakcích u savců. Stres je zvyšován aktivitou osy procházející hypotalamem, hypofýzou a nadledvinami, tato aktivita vede ke zvýšení hladiny kortizolu. Hladina kortizolu v séru je tedy jedním z parametrů, z kterých lze vyhodnotit aktivitu těchto orgánů, z čehož jde rovněž vyhodnotit stres u hospodářských zvířat. Vyhodnocení hladin kortizolu v krvi však vyžaduje odběr krve, což je pro tato zvířata další stresující faktor, a výsledky to může zkraslit. Další fyziologická odpověď na stres souvisí s autonomním nervovým systémem. Stres zvyšuje aktivitu nervových vláken sympatiku a snižuje tonus ve vláknech parasympatiku, [19].

Srdeční frekvence (zkráceně HR z anglického heart rate) je definován jako počet tepů za minutu. Výklady této definice byly však založeny na předpokladu, že HR odráží aktivitu nervových vláken sympatiku, a proto se tento parametr používal jako indikátor stresu u zvířat. Nicméně, změna srdečního rytmu může nastat nejen v reakci stresové, tedy jako odpověď na nějaký negativní či bolestivý podnět, ale také v reakci pozitivní, jako odpověď na potěšení zvířete. Komplexní souhru parasympatiku a sympatiku není tedy možno vždy srozumitelně interpretovat, posuzujeme-li ji pouze na základě měření srdečního rytmu. Pro tento účel je vhodné použít parametr, který se nazývá variabilita srdečního rytmu (zkráceně HRV z anglického heart rate variability). Ve výkonovém spektru lze rozlišit například vysokofrekvenční výkon (zkráceně HF z anglického high frequency), který odpovídá respirační frekvenci a je ovlivňován vagovou aktivitou, proto je tento výkon indexem činnosti parasympatiku. Nízkofrekvenční výkon (LF

z anglického low frequency) je spojen s výkyvy krevního tlaku, který souvisí jak s parasympatickou částí nervového systému, tak se sympatickou částí nervového systému.

Předchozí studie [20, 21] zjistily, že analýzou HRV z elektrokardiografu Holterova typu lze vyhodnotit stres, způsobený nemocí dojníc. U telat, na které působil vnější stres, způsobený vysokou teplotou prostředí, poletujícím hmyzem, nebo při průjmovém onemocnění bylo zjištěno, že nízkofrekvenční výkon se snížil a poměr LF/HF se zvýšil, což ukazuje na snížení tonu parasympatiku. V jiné studii bylo analýzou HRV zjištěno, že došlo ke změnám sympaticko-vagální rovnováhy u býků, kteří podstoupili kastraci, ať už v lokální anestezii nebo bez. Proto je výkonová spektrální analýza HRV schopna měřit úroveň stresu u skotu či jiných přežvýkavců bez dalšího vystavení stresovým situacím, [19].

Ve výzkumu Guidi a kol. bylo sledováno, jak moc ovlivňuje zvířecí pohodu lidský faktor. V tomto výzkumu došlo k měření HRV jak u koně, tak u jeho jezdce. Uvolněnější chování koně bylo zjištěno v případech, ve kterých měl jezdec ke svému koni pozitivní postoj, zatímco v situaci, kdy byl jezdec negativně naladěný, u koně došlo ke zvýšení srdečního tepu. Tento negativní postoj může být na zvíře přenesen nejen během jízdy, ale při jakékoli manipulaci se zvířetem. Srdeční frekvence a chování se projevily jako citlivé a spolehlivé ukazatele strachu nebo úzkosti u koní. U koní, kteří byli v nepohodlí, bylo pozorováno, že jsou vůči lidem agresivnější nebo se vyznačují zvýšenou srdeční frekvencí, motorickou aktivitou a vokalizacemi, [3].

1.6 Základní rušení EKG signálu zvířat

Detekce a redukce šumů a artefaktů při kardiovaskulárním monitorování zvířat jsou dva důležité kroky ke zvýšení kvality signálu. Morfologie EKG je velice silně ovlivněna zejména pohybovými artefakty, které je třeba účinně odstranit, aby nedošlo ke zkreslení výsledného EKG signálu. Pohybové artefakty jsou problémem jak u dlouhodobého kontinuálního měření (typu Holter), tak u krátkodobého monitorování, [22].

1.6.1 Vznik pohybových artefaktů

Nejčastějším zdrojem pohybových artefaktů je napínání kůže v místě umístění elektrody. Natahování kůže způsobuje nerovnoměrné rozmístění náboje na rozhraní elektroda – kůže. Protože kůži lze považovat za generátor proudu, který aktivně vytváří potenciální rozdíl mezi vnitřní a vnější stranou kůže, natahování kůže způsobuje narušení distribuce nábojů na elektrodo-elektrolytovém rozhraní. Toto vyvolává dočasnou změnu potenciálu na povrchu buněk, [22].

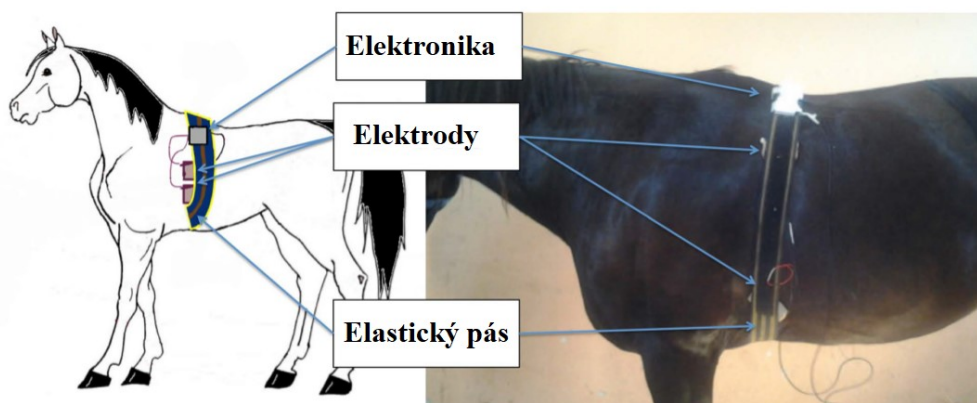
Kompenzace pohybových artefaktů

Podle Lanata a kol. (viz [22]) jsou k dispozici 2 možné přístupy kompenzace pohybových artefaktů:

- prvním je modifikace podpor a materiálů, které jsou k tomuto měření používány (Obrázek 12).

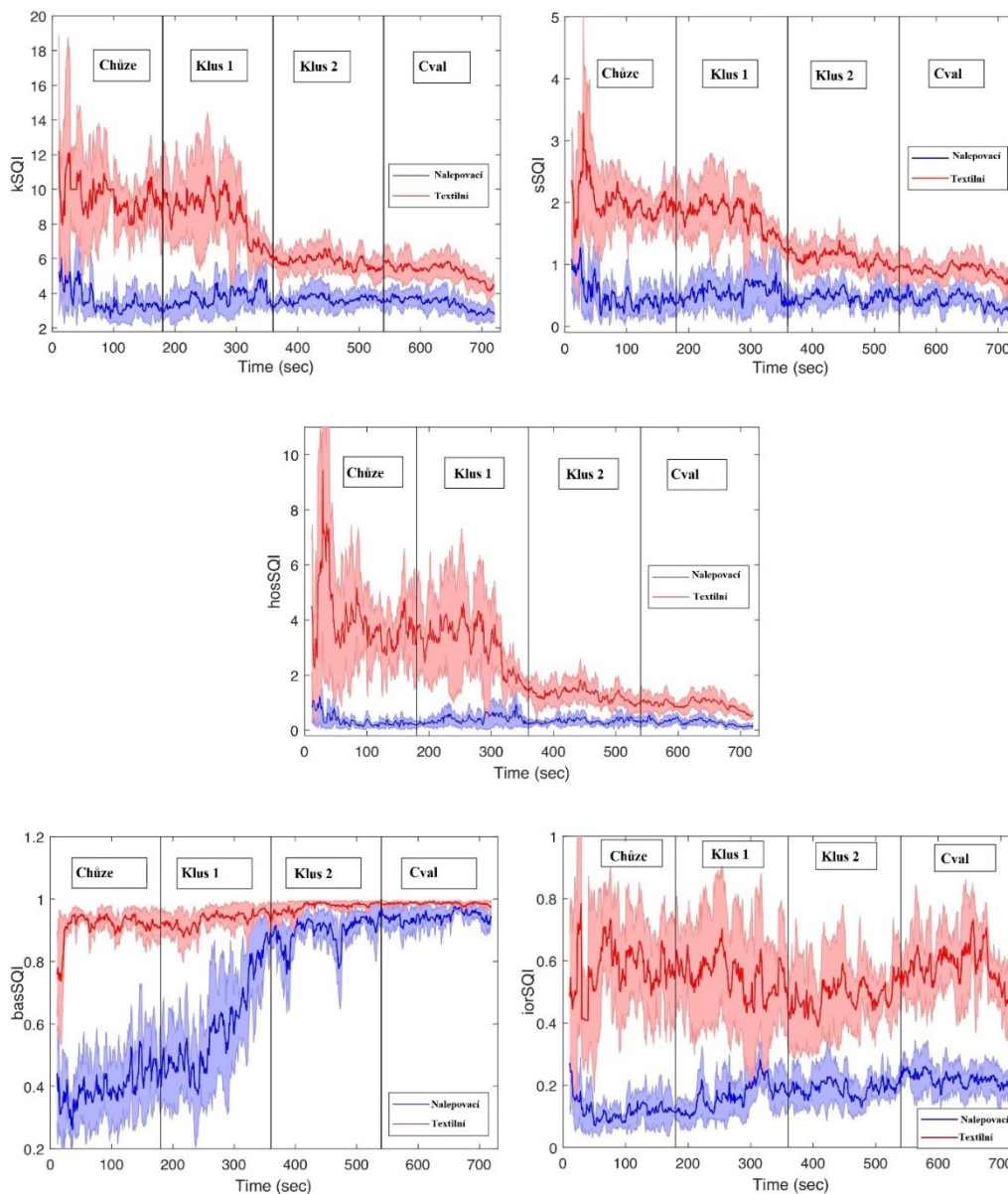
- druhá možnost kompenzace pohybových artefaktů implementuje modely a algoritmy pro snížení rušení signálu pocházejícího z pohybové aktivity zvířete.

První přístup je založen na snížení diskontinuity na rozhraní kůže s elektrodou. Toho lze dosáhnout očištěním či oholením části kůže, která je v kontaktu s elektrodou, a také úpravou materiálu nebo tvaru samotné elektrody. Příklad této metody může být použití textilní elektrody, která je vyrobena z vodivých nití integrovaných do textilního podkladu. Tyto elektrody mají větší povrch, na kterém dochází ke kontaktu s pokožkou než standardní elektrody snižující impedanci pokožky a elektrody. Textilní elektrody navíc nabízejí větší dynamickou adaptaci na jednotlivé anatomické profily, viz [22].



Obrázek 12 Elektrody připevněné elastickým pásem [22].

Srovnáním snímání z textilních elektrod a klasických nalepovacích elektrod pro měření EKG na koních se věnuje taktéž Nardelli a kol. pro porovnání obou elektrod používá parametr SQI (signal quality index), který čím je vyšší, tím je vyšší kvalita signálu. Na obrázku (Obrázek 13 - upraveno) vidíme, že tento index je vždy vyšší u textilních elektrod než u elektrod nalepovacích, a to ve všech měřeních (chůze, klus 1, klus 2 a cval), i ve všech statistických parametrech (kSQI = špičatost SQI, sSQI = šikmost SQI, hosSQI = kombinace kSQI a sSQI, basSQI = relativní výkon EKG v základní linii, iorSQI = poměr spektrálního výkonu v pásmu ku spektrálnímu výkonu mimo pásmo v QRS komplexu). To vede k potvrzení, že textilní elektrody lze považovat za odolnější vůči pohybovým artefaktům, viz [23].



Obrázek 13 Srovnání textilních a nalepovacích elektrod pro jednotlivé statistické parametry [23].

Druhý přístup zahrnuje postupy a algoritmy zaměřené na detekci a odstranění artefaktů ze získaných signálů. Jednou z nejpoužívanějších a nejučinnějších technik je algoritmus adaptivní filtrace pro rušení artefaktů. Tento algoritmus používá jako primární vstup EKG signál, obsahující také artefakty a jako druhý vstup používá referenční vstup obsahující artefakty, které nějak korelují s primárním šumem. Tento adaptivní filtr automaticky upravuje parametry signálu. Konkrétněji je referenční vstup derivován ze šumového pole, kde je signál slabý či nejspolehlivý, a následně je odečten od primárního vstupu, obsahujícího signál i šum. Tímto způsobem je primární šum potlačen nebo eliminován zrušením. Tento algoritmus se následně doplnil o rekurzivitu. U rekurzivních filtrů se jako primární vstup považuje opět signál obsahující také artefakty, a jako signál referenční se používá sled pulzů, které jsou shodné se začátky jednotlivých po sobě následujících QRS komplexů. Zde jsou ale 2 hlavní limitace. První z nich je zavedení

chyb v důsledku nepřesné shody impulsů referenčního signálu se začátky QRS komplexů. Druhým problémem může být neúplné přizpůsobení filtru z důvodu neobvyklých variací srdečního rytmu, [22].

Ve studii provedené Hashimem et al. [24] byla filtrace provedena na signálu, který byl znehodnocen pohybovými artefakty. Tento signál byl naměřen pomocí 3svodového monitoru Holterova typu. Tento monitorovací systém byl připojen na pacientovu levou hrudní končetinu (aVL), pravou hrudní končetinu (aVR) a levou pánevní končetinu (aVF). Pro tuto studii byly použity signály od subjektů se síňovou fibrilací a poruchami levé komory. Testováno bylo několik metod filtrování, založených na vlnkové transformaci (Sqtwolog, Rigrsure, Heursure a Minimax). Metoda Rigrsure je založena na adaptivním prahování, využívající princip Steinova nestranného odhadu rizika. Metoda Sqtwolog využívá fixní prahování podle vzorce , fixní prahování pomocí heuristické varianty první možnosti je principem využívajícím metodou Heursure a metoda Minimax využívá vybraný pevný práh, který ve srovnání s ideálním procesem, produkuje minimální chybu střední hodnoty. Jelikož šum, objevující se v signálu, byl nepředvídatelný, po procesu odstraňování šumu založeném na vlnkové transformaci, byl vždy použit dolnoproputný a hornoproputný filtr, rovněž založený na vlnkové transformaci. Kombinace těchto dvou filtrů se prokázala jako úspěšná metoda filtrace jak vysokofrekvenčních šumů, tak nízkofrekvenčních šumů. Výsledky jednotlivých použitých metod jsou interpretovány v tabulce 2. Přičemž kombinace metody a následné filtrace hornoproputným a dolnoproputným filtrem je označena vždy jako název této metody-HF.

Tabulka 2 Výsledky použitých metod.

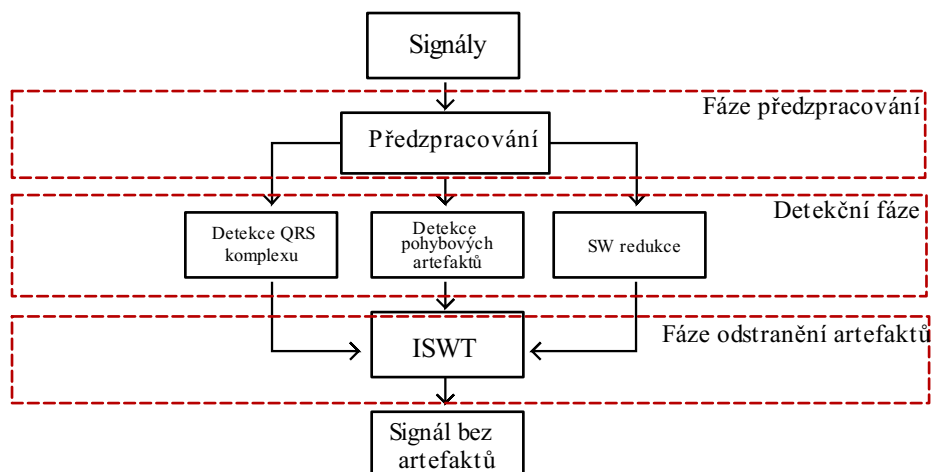
Filtrovací metoda	SNR (dB)
Původní signál	-0.91
Sqtwolog	18.75
Rigrsure	17.57
Heursure	17.56
Minimax	16.98
Sqtwolog – HF	8.12
Rigrsure – HF	7.85
Heursure – HF	7.83
Minimax – HF	6.98

Z tabulky je zjevné, že nejlepší výsledky filtrace prokázala metoda Sqtwolog-HF ve srovnání s ostatními filtry. Dle výsledků je rovněž zřejmé, že metody pro odstranění šumu založené na vlnkové transformaci mají lepší poměr SNR než původní zašuměný signál, avšak v kombinaci s filtry je celková účinnost filtrace vyšší. Experimentální testování rovněž prokázalo

schopnost těchto metod odfiltrovat stejně účinně vysoké i nízké frekvence, avšak zachovat informační signál nepoškozen.

Studie Arvinti a kol. [25] navrhuje použít metodu, inspirovanou analýzou časových řad. Tato metoda se snaží odhadnout celkovou tendenci EKG – tento signál lze považovat za základní linii EKG. Využívá se zde tzv. multiresoluční analýza, to je postup analýzy signálu $s(t)$, který bere v úvahu jeho reprezentaci v různých časových rozlišeních. Jednou z metod implementace MRA (multiresoluční analýza) je použití Shensova algoritmu (tento algoritmus odpovídá výpočtu stacionární vlnkové transformace). Cílem metody navržené tímto článkem je určení základní linie EKG signálu a tento signál následně oddělit od původního zašuměného signálu. Určení základní linie signálu se zde provádí pomocí dolnoproputného filtru, za tímto účelem je třeba vypočítat stacionární vlnkovou transformaci s K úrovní rozkladu. K vypočtení SWT jsou zde použity mateřské vlnky Dau-2 pro 8 dekompozičních úrovní. Dále jsou všechny detailní koeficienty položeny nule a získá se nová sekvence. Nakonec se vypočítá inverzní vlnková transformace nové sekvence a získá se odhad základní linie. Nová, již zmíněná, sekvence, je získána nízkofrekvenční filtrací uvažovaného EKG s filtrem s impulzní odezvou. Nakonec se vypočítá rozdíl mezi získaným EKG a odhadem základní linie, přičemž se získá opravené EKG. Srovnání s dalšími korekčními systémy proběhlo na signálech, pocházejících z databáze MIT-BIH. Takže výběrem stejného záznamu EKG a použitím navrhované metody zpracování signálu může být získaný výsledek přímo porovnán s výsledkem referenčním. Navržená metoda má podobný výkon jako následující metody: metoda založená na použití dolního propustného filtru FIR, metoda založená na matematické morfologii. Navrhovaná metoda je robustnější než metoda založená na využití DWT ve spojení s odhadem základní linie každého úderu. Hlavní výhodou této metody je ve srovnání s ostatními již zmíněnými skutečnost, že se jedná o metodu, která umožňuje použití procesu při automatické analýze elektrokardiogramů.

Lanata a kol. [22] ve své práci navrhuje nový algoritmus pro odstranění pohybových artefaktů založený na stacionární vlnkové transformaci. Tato navrhovaná metoda je rozdělená do tří různých fází (Obrázek 14). V první fázi dochází k předzpracování signálu, zde jsou všechny získané signály (signál EKG, signál z akcelerometru) omezené na určitou šířku pásma (0.5–40 Hz). Druhá, detekční fáze se skládá z algoritmů pro detekci QRS komplexu, detekci pohybu a stacionární vlnkové redukce, ta je založena na použití stacionární vlnkové transformace. Jelikož je SWT (stationary wavelet transformation = stacionární vlnková transformace) schopna provést lokální analýzu signálu během jeho zpracování, je zde možno odhalit aspekty signálu, které by byly při použití jiného algoritmu neodhalitelné. Ve třetí fázi dochází k odstranění artefaktů. V této fázi algoritmus určí dvě prahové hodnoty pro oddělení artefaktů od užitečného signálu. Tento algoritmus označuje intervaly signálu, ve kterých je velký podíl pohybových artefaktů. Části signálu, které do těchto intervalů nepatří jsou označeny jako intervaly signálu bez artefaktů.



Obrázek 14 Schéma navrhované metody pro odstranění šumových artefaktů.

Adaptivní filtr má rekurzivní strukturu, ve které jsou koeficienty průběžně aktualizovány ve zpětné vazbě (Obrázek 15). Cílem je minimalizovat chybu $e(n)$ mezi aktuálním výstupem filtru $y(n)$ a primárním vstupem $x(n)$. Signál $x(n)$ obsahuje kromě požadovaného EKG signálu také nežádoucí interferenční rušení n_0 . Předpokládáme, že s je nekorelováno s n_0 a n_1 a zároveň n_1 je v korelaci s n_0 . Výstup je získán následovně:

$$z = s + n_0 - y \quad (1)$$

Umocněním získáváme:

$$z^2 = s^2 + (n_0 - y)^2 + 2s(n_0 - y) \quad (2)$$

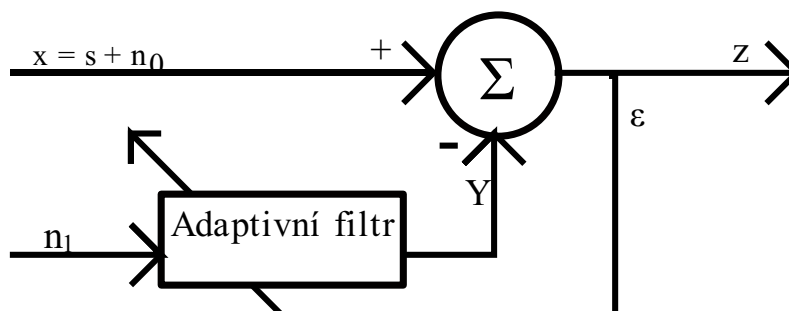
Po další úpravě:

$$E[z^2] = E[s^2] + E[(n_0 - y)^2] + 2E[s(n_0 - y)] = E[s^2] + E[(n_0 - y)^2] \quad (3)$$

Filtr je upraven na minimalizování energie $E[z^2]$, takže výsledný výstup je:

$$\min E[z^2] = E[s^2] + \min E[(n_0 - y)^2] \quad (4)$$

Pokud je filtr nastaven tak, aby byl minimalizován $E[z^2]$, minimalizuje se také $E[(n_0 - y)^2]$. Výstup filtru je pak nejlepším odhadem primárního šumu n_0 metodou nejmenších čtverců. Kromě toho, když je $E[(n_0 - y)^2]$ minimalizováno, $E[(z - s)^2]$ je také minimalizováno, proto $(z - s) = (n_0 - y)$. Jako důsledek z je nejlepší odhad s .



Obrázek 15 Schéma adaptivního filtru [22].

Porovnáním s algoritmem pro odstranění pohybových artefaktů, které poskytuje databáze PhysioNet, se zjistilo, že většina určených pohybových artefaktů se shoduje s těmi, určenými algoritmem od PhysioNet. Procentuální poměr pohybových artefaktů rovněž prokázal, že tato metoda účinně odstraňuje téměř všechny pohybové artefakty, které se na primárním EKG signálu projeví [22].

Milanesi a kol. [26] ve své práci popisuje 2 možné metody, kterými lze odstranit pohybové artefakty ze záznamu EKG. První přístup je založen na umístění akcelerometru na měřící elektrodu, a následném měření pohybu elektrody poskytovaného tímto akcelerometrem a pomocí tohoto měření v adaptivním filtračním systému odstraní rušivý signál přítomný v EKG signálu. Druhý přístup je založen na metodách nezávislé analýzy komponent používaných u vícekanálových záznamů EKG. Navrhuje použít okamžitý model i implementaci frekvenční domény konvolučního modelu, který odpovídá různým cestám zdrojových signálů k elektrodám. Adaptivní filtrace je v tomto případě velmi podobná té, kterou ve své práci použil Lanata a kol. [22]. Druhým přístupem je tedy použití ICA modelu, ten lze rozdělit na 2 podskupiny, a to okamžitý ICA model a konvoluční model.

1.6.2 Kolísání nulové izolinie

Drift izolinie vzniká v důsledku pomalých elektrochemických dějů na snímacích elektrodách, dále je způsobeno dýcháním, při pohybu a také ho může způsobit síťový brum. Úprava skokových změn nulové izolinie je nutná pro lepší identifikaci jednotlivých vln EKG signálu. Pro tuto úpravu je možné použít FIR filtr typu dolní propust s lineární fázovou charakteristikou, nicméně problémem je překrývání spektra EKG se spektrem šumu. Z tohoto důvodu je lepší použít filtr mediánový. Mediánový filtr funguje podobně jako průměrový filtr s tím rozdílem, že nepočítá průměr, ale medián v pohyblivém okně dané délky. Poté dochází k odečtení vypočtené izolinie od původního EKG signálu. Tato filtrovací metoda funguje díky předpokladu, že kolísající izolinie a EKG signál mají různé rozložení amplitudy v pohybujících se oknech [27].

2 ROZBOR JEDNOTLIVÝCH METOD

V následující kapitole se bude pojednávat o jednotlivých metodách filtrace, odhadu signálu z jeho směsi a dalších úpravách signálu, které jsou využitelné při zpracování a analýze signálu.

2.1 Metoda ICA

Abychom přesně definovali metodu ICA (independent component analysis), můžeme použít model statistických latentních proměnných. Předpokládejme, že pozorujeme n lineárních směsí $x_1 \dots x_n$, n nezávislých složek $x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + \dots + a_{jn}s_n$ pro všechna j . Nyní jsme zrušili časový index t , v modelu ICA předpokládáme, že každá směs x_j i každá nezávislá složka s_k je náhodná proměnná namísto časového signálu. Pozorované hodnoty $x_j(t)$, např. zvukové signály jednotlivých mluvčích ve fenoménu koktejlové párty¹ mohou být příkladem této náhodné proměnné. Bez ztráty obecnosti lze předpokládat, že směsi i nezávislé komponenty mají nulovou střední hodnotu. Pokud to není pravda, pak pozorovatelné proměnné x_i mohou být vždy vycentrovány odečtením střední hodnoty vzorku, což dělá model s nulovým průměrem [28].

2.1.1 Okamžitý ICA model

Jde o vícerozměrnou statistickou techniku, používající se k odhadu signálů (zdrojů), z nichž je k dispozici pouze jejich směs. Jak zdrojové signály, tak směšovací proces, nejsou známy. Jedinou hypotézou pro odhad původních signálů je to, že jsou mezi sebou statisticky nezávislé. Pokud v procesu míchání není zahrnuto žádné časové zpoždění, je model ICA známý jako základní nebo okamžitý model, a každý z $x_i(t)$ je lineární kombinací zdrojů podle následující rovnice:

$$x_i(t) = a_{i1}s_1(t) + a_{i2}s_2(t) + \dots + a_{iN}s_N(t), \quad (5)$$

kde $i = 1, \dots, M$.

V maticovém zápisu lze základní model vyjádřit:

$$x(t) = \mathbf{A}_s(t) \quad (6)$$

kde \mathbf{A} je směšovací matice. Odhad latentních zdrojů se poté získá pomocí:

$$y(t) = W_x(t). \quad (7)$$

¹ V psychologii znamená toto označení aktivaci výběrové (selektivní) pozornosti během hlasité debaty ve společnosti. Člověk, který již debatu neposlouchá, aktivizuje náhle svou pozornost, když zaslechne důležité slovo nebo dokonce svoje vlastní jméno. Též problém koktejlové party [29].

Maximalizací statistické nezávislosti mezi zdroji. Zároveň se předpokládá, že počet zdrojů se rovná počtu pozorování, tj. $N = M$. Pro extrakci nejvíce závislých složek z pozorování lze použít statistiku vyššího řádu. Například FastICA, založený na maximalizaci negentropie². Odhadované parametry jsou vráceny ve tvaru:

$$x_{iyj}(t) = (\mathbf{W}^{-1})_{ij} \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ y_j(t) \\ 0 \end{pmatrix}, \quad (8)$$

kde x_{iyj} reprezentuje j -tý vypočtený nezávislý komponent, podílející se na i -tém kanálu, $(\mathbf{W}^{-1})_{ij}$ je i, j -tý element \mathbf{W}^{-1} .

Po všech těchto lineárních transformacích, můžeme spojit $x_{iyj}(t)$ následovně:

$$x'_i(t) = \sum_j x_{iyj}(t). \quad (9)$$

Nezávislé komponenty, vráceny tímto pozorovacím prostorem, které nejsou signifikantní pro informaci, získanou kanálem i , mohou být nastaveny na 0. Toto zaručí odstranění artefaktu z multikanálového snímání.

2.1.2 Konvoluční model ICA

Základní ICA model počítá s tím, že směšovací proces je okamžitý, to znamená že každý komponent, produkováný zdrojem přichází ke každému ze sensorů ve stejný okamžik. V některých případech s tímto předpokladem nelze počítat. Ve skutečnosti lze předpokládat, že zdrojové signály jsou filtrovány neznámými přenosovými funkcemi dříve, než se dostanou k sensorům. V tomto případě lze využít konvoluční model ICA, vyjádřený vzorcem:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^L a_{ij}(k) s_j(t - k), \quad (10)$$

kde $i=1, 2, \dots, N$, a_{ij} jsou koeficienty FIR³ filtrů délky L , které jsou složkami směšovací matice.

Konvoluční model ve frekvenční oblasti slouží k automatickému odstranění artefaktů z biomedicínských signálů. Tato metoda umožňuje odhadnout nezávislé komponenty rozdělením analýzou do několika frekvenčních skupin, pomocí FFT (rychlá Fourierova transformace), využívající to, že se z konvoluce v časové oblasti stane konvoluce ve frekvenční oblasti. Proto je možné vyřešit okamžitý model v každém kmitočtu, upravíme-li základní algoritmus ICA modelu tak, aby pracoval v komplexní množině.

² Vývoj od nižší k vyšší komplexnosti, určitosti a uspořádanosti systému, opak entropie [30].

³ FIR = finite impulse response (konečná odpověď impulzu)

Generativní model pro každou frekvenční skupinu se pak dostane z:

$$X_i(f, t) = \sum_{j=1}^n A_{ij}(f)S_j(f, t), \quad (11)$$

kde $A_{ij}(f)$ jsou koeficienty diskrétní Fourierovy transformace, $a_{ij}(k)$ jsou koeficienty FIR filtrů, přítomných ve směšovací matici.

Abychom v pozorovacím prostoru získali pouze EKG signál bez artefaktů, je třeba provést kroky (8) (9) v každé frekvenční skupině. Komplexním ICA modelem lze analyzovat pouze frekvenční pásmo, kde se signály překrývají, a ponechat získaný kanál ve zbývajících zásobnicích nezměněný [28].

2.2 Metoda PCA

Metoda PCA neboli analýza hlavních složek (principle components analysis) je statistická technika, jejíž účelem je kondenzovat informace velkých sad korelovaných dat do několika proměnných, tzv. hlavních komponent. Hlavní složky jsou odvozeny jako lineární kombinace proměnných ze sady dat s váhou, která je proměnným zvolena tak, aby se hlavní komponenty staly vzájemně nesouvisející. Každá součást obsahuje nové informace o datové sadě a je uspořádána tak, aby prvních pár proměnných představovalo většinu variability. Pokud je signál, který je v podstatě opakující se (periodický), jako je například signál EKG, pak je analýza často založena na vzorcích, které jsou extrahovány ze stejného místa, ale různých period signálu. Během zpracování EKG signálu může dojít k jeho znehodnocení (komprese dat, nesprávná klasifikace a detekce srdečního rytmu, redukce šumu, oddělení signálu od šumu, extrakce různých funkcí atd.). Analýza hlavních složek se stala důležitým nástrojem pro řešení mnoha z těchto problémů.

Redukce šumu může úzce souviset s kompresí dat, protože rekonstrukce původního signálu obvykle zahrnuje sadu vlastních vektorů, jejichž úroveň šumu je nízká, a tak se rekonstruovaný signál obsahuje nižší šum, takové snížení je však většinou účinné pro šum vzniklý svalovým působením. Klasifikace morfologií tvaru vlny při monitorování arytmií je další častá aplikace PCA, ve které podmnožina primárního komponentu zachovává vlastnosti, které se používají k rozlišení mezi normálními sinusovými rytmy a abnormálními vlnovými formami, jako jsou předčasné komorové rytmy.

Analýza hlavních složek při zpracování signálu EKG vychází ze vzorků segmentu umístěného ve vhodné části srdečního rytmu. Umístění v rytmu se liší v závislosti na aplikaci a může zahrnovat celý srdeční frekvence nebo konkrétní aktivitu, jako je P vlna, komplex QRS nebo T vlna. Před vyjmutím vzorků ze sady dat je však třeba určit bod tak, aby bylo možné definovat přesné umístění segmentu v rytmu. Informace o tomto bodu jsou obvykle definovány detektorem QRS komplexu a někdy v kombinaci s následným algoritmem pro vymezení vln. V PCA je klíčovým bodem přesné časové sladění různých segmentů.

Signální segment je poté reprezentován sloupcovým vektorem:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(1) \\ \mathbf{x}(2) \\ \dots \\ \mathbf{x}(N) \end{bmatrix}, \quad (12)$$

kde N je počet vzorků segmentu.

Segment je často extrahován z několika tepů, čímž vzniká nový soubor M tepů. Celý soubor je následně reprezentován maticí $\mathbf{N} \times \mathbf{M}$:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_M], \quad (13)$$

I když tato formulace naznačuje, že všechny uvažované rytmy procházejí od jednoho pacienta, tehy mohou alternativně pocházet od celého souboru pacientů v závislosti na účelu analýzy. Odvození hlavních složek je založeno na předpokladu, že signál x je náhodný proces s nulovou střední hodnotou, charakterizovaný korelací $\mathbf{R}_X = \mathbf{E}[\mathbf{X}\mathbf{X}^T]$. Hlavní složky x jsou výsledkem použití ortonormální lineární transformace $\Psi = [\Psi_1 \ \Psi_2 \ \dots \ \Psi_N]$ na složku x :

$$\mathbf{w} = \Psi^T \mathbf{x}. \quad (14)$$

Takže elementy vektoru hlavní složky $[\mathbf{w}_1 \ \mathbf{w}_2 \ \dots \ \mathbf{w}_N]^T$ jsou spolu navzájem korelovány. První hlavní komponenta je získána jako skalární produkt $w_1 = \Psi_1^T \mathbf{x}$, kde je vektor Ψ_1 zvolen tak, aby rozptyl w_1 :

$$\mathbf{E}[\mathbf{w}_{21}] = \mathbf{E}[\Psi_1^T \mathbf{X}\mathbf{X}^T \Psi_1] = \mathbf{T}_1 \mathbf{R}_X \Psi_1. \quad (15)$$

Je maximalizováno s výhradou omezení, že $\Psi_1^T \Psi_1 = 1$. Maximální rozptyl je získán, pokud je Ψ_1 vybrán jako normalizovaný vlastní vektor, odpovídající největší vlastní hodnotě R_x , a tak dále, dokud rozptyl c není zcela reprezentován w . Abychom získali celou sadu N různých hlavních komponent, je třeba vyřešit rovnici vlastního vektoru pro \mathbf{R}_X :

$$\mathbf{R}_X \Psi = \Psi \Lambda, \quad (16)$$

kde Λ označuje diagonální matici s vlastními hodnotami $\lambda_1, \dots, \lambda_N$.

Protože \mathbf{R}_X je v praxi jen zřídka známá, $\mathbf{N} \times \mathbf{N}$ korelační matice vzorku je definována jako:

$$\widehat{\mathbf{R}}_X = \frac{1}{M} \mathbf{X}\mathbf{X}^T \quad (17)$$

Nahrazuje \mathbf{R}_X , když jsou vlastní vektory vypočítány. Při aplikaci PCA na soubor vzorků X , asociovaný vzor hlavních komponent odráží stupeň morfologické variability mezi dvěma rytmy – když je vlastní hodnota spojená s první hlavní složkou než s těmi, které jsou přiřazeny k jiným komponentám, soubor vykazuje nízkou morfologickou variabilitu, zatímco pomalý pokles hodnot hlavních složek naznačuje velkou variabilitu. Ve většině aplikací je hlavním cílem PCA soustředit informace x do podmnožiny, tj. w_1, \dots, w_k , kde $K < N$, při zachování fyziologických informací.

Volba K se může řídit různými statistickými indexy, z nichž jeden index je stupeň variace R_K což odráží, jak dobře se podskupina hlavních komponent K přibližuje souboru z hlediska energie:

$$R_K = \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k}{\sum_{k=1}^N \lambda_k}. \quad (18)$$

V praxi je však K obvykle vybráno tak, aby byl výkon přijatelný a aby nedošlo ke ztrátě důležitých informací ze signálu. Korelační matice \mathbf{M} x \mathbf{M} vzorku:

$$\widehat{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{N} \mathbf{X}^T \mathbf{X}. \quad (19)$$

V tomto případě se hlavní komponenty počítají pro každý vzorek n spíše než pro každou tepovou frekvenci, jak je provedeno výše:

$$w(n) = \Psi \cdot \mathbf{T} x(n), \quad (20)$$

kde $x(n) = \begin{bmatrix} x_1(n) \\ x_2(n) \\ \dots \\ x_M(n) \end{bmatrix}$, $\Psi \cdot \mathbf{T}$ je vlastní matice vektoru $\widehat{\mathbf{R}}_x$.

Obrázek 16 ukazuje vlastnosti typů korelačních matic vzorků, respektive prezentuje vlastní čísla a vlastní vektory a výsledné hlavní komponenty. Analyzovaný signál je zde jedno-svodové EKG, které bylo převedeno na matici dat \mathbf{X} tak, aby každý sloupec obsahoval jeden frekvence začínající těsně před vlnou P. Pokud $M \ll N$, je mnohem rychlejší zjistit $\widehat{\mathbf{R}}_x$ než tuto vlastnost lze realizovat vynásobením obou stran výrazu $\mathbf{X}^T \mathbf{X} \Psi \cdot k = \lambda k \Psi \cdot k$ proměnnou x .

Z toho lze získat:

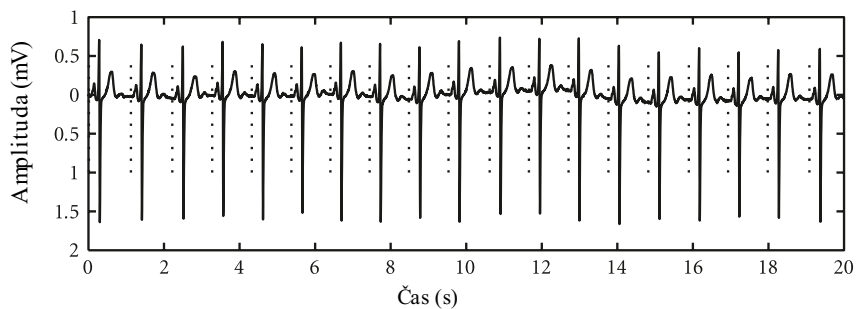
$$\mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \Psi \cdot k = \lambda k \mathbf{X} \Psi \cdot k, \quad (21)$$

proto $\mathbf{X} \Psi \cdot k$ je vlastní vektor a vlastní vektor $\Psi \cdot k$ se získá:

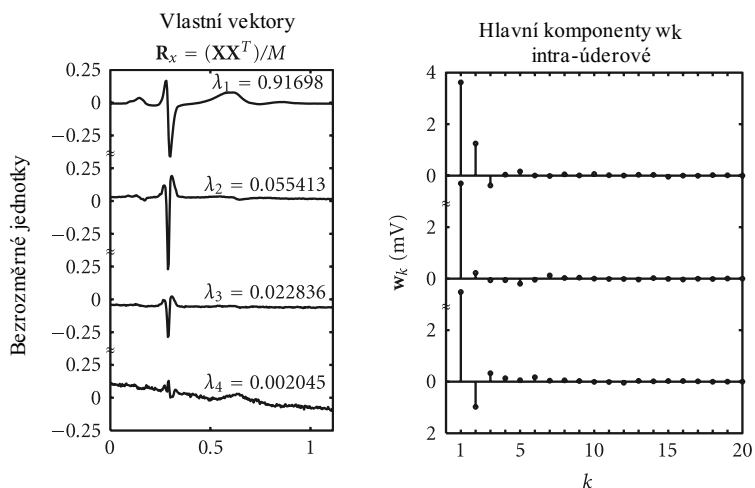
$$\Psi k = \mathbf{X} \Psi \cdot k, \quad (22)$$

vyžadující mnohem méně výpočtů než výpočet $\widehat{\mathbf{R}}_x$.

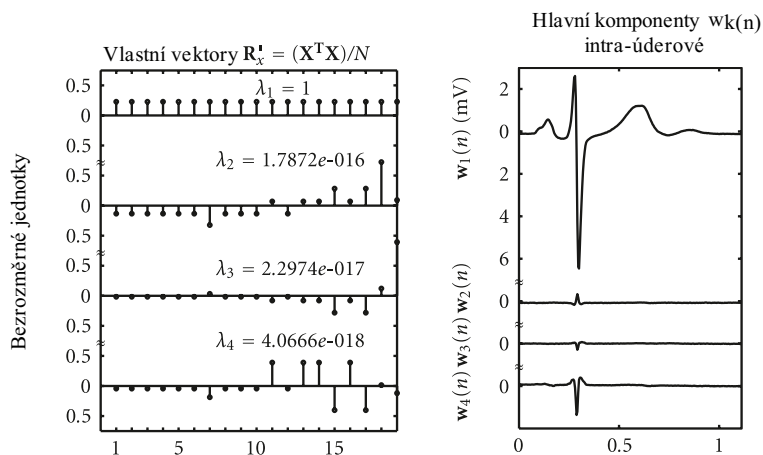
Výše uvedený předpoklad, že x je náhodný proces s nulovou střední hodnotou, lze jen stěží považovat za platný, když tehy x_1, \dots, x_M pocházejí od jednoho subjektu a mají podobnou morfologii. Při použití PCA na X , jakmile by se od každého x_i odečetl průměrný rytmus, došlo by k výraznému znehodnocení analyzovaného signálu. Společným přístupem je proto použití PCA přímo na X , což znamená, že analýza již nemaximalizuje rozptyl, ale spíše energii [31].



(a)



(b)

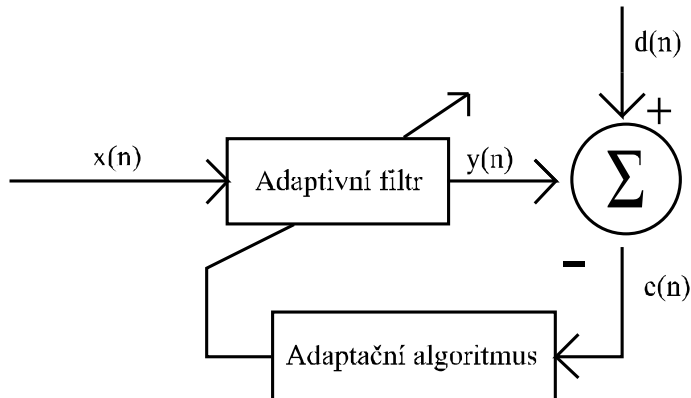


(c)

Obrázek 16 Transformační znázornění signálu EKG a) segmentovaného tak, aby zahrnoval celý rytmus (svíslé čáry) a produkovalo matici \mathbf{X} . Vlastní vektory (kromě úrovně stejnosměrného proudu) a hlavní komponenty se zobrazují pro R_x získaná jako (b) intrabeatová korelační matice definovaná v (14) nebo (c) interbeatová korelační matice definovaná v (16), [31].

2.3 Metoda adaptivní filtrace

Každý adaptivní systém je vždy tvořen adaptačním algoritmem, tento algoritmus určuje koeficienty adaptačního filtru, který následně upravuje vstupní signál. Adaptivní systém je nejčastěji tvořen čtyřmi signály – vstupní referenční signál $x(n)$, vstupní signál $d(n)$, výstupní chybový signál $e(n)$ a výstupní signál adaptivního filtru $y(n)$ (Obrázek 17).



Obrázek 17 Schéma adaptivní filtrace.

Adaptivní systémy bývají nejčastěji používány v aplikacích, které se zabývají následujícími problémy zpracování biologických signálů:

- 1) Odstranění šumu
- 2) Odhad průběhu signálu
- 3) Identifikace neznámého systému

Tento systém lze tedy velmi dobře použít k odstranění šumu z elektrokardiogramu.

2.3.1 Adaptační algoritmy

LMS algoritmus

Nejpoužívanějším adaptačním algoritmem je algoritmus LMS (Least Mean Square). Tento algoritmus je založen na gradientním vyhledávacím algoritmu nazývaném také metoda největšího spádu. Závislost střední kvadratické odchylky výstupního chybového signálu adaptivního FIR filtru na koeficientech filtru je kvadratická křivka s jedním globálním minimem. Vyhledávání koeficientů s minimální střední kvadratickou odchylkou je založeno na posouvání koeficientů ve směru záporného gradientu křivky. Počáteční hodnoty koeficientů jsou postupně adaptovány tak dlouho, až je dosaženo minima – tedy bodu s nulovým gradientem. Metodu největšího spádu lze vyjádřit následujícím vztahem:

$$\bar{w}(n+1) = \bar{w}(n) + \mu \left[-\frac{\partial E[e^2(n)]}{\partial \bar{w}(n)} \right]. \quad (23)$$

Kde $\bar{w}(n)$ je vektor koeficientů adaptivního filtru a μ je rychlost konvergence algoritmu. Chybový signál $e(n)$ je rozdíl mezi vstupním signálem $d(n)$ a výstupním signálem adaptivního filtru $y(n)$ [32].

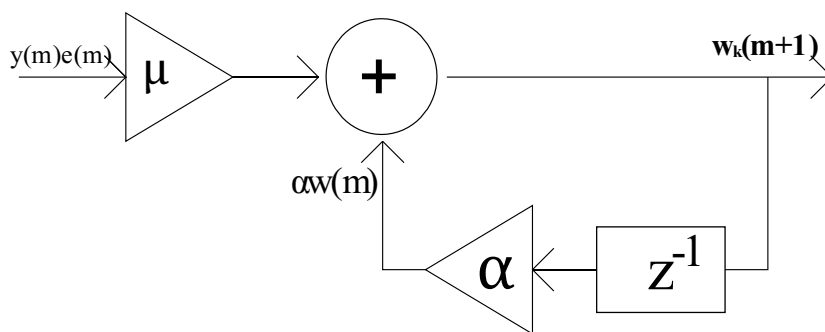
Lze rozlišit několik typů LMS algoritmů, mezi ně patří například:

1. Leaky LMS algoritmus

Jelikož je LMS algoritmus FIR filtrace zpětnovazební systém, kterému hrozí nestabilita. Zavedeme do vztahu (23) koeficient α (Obrázek 18). Získáme:

$$\bar{w}(n+1) = \alpha \bar{w}(n) + \mu [\bar{x}(n)e(n)] \quad (24)$$

Je-li koeficient $\alpha < 1$, dojde ke zlepšení stability a ke zrychlení adaptace filtru na změny vstupních signálů. Tento zpětnovazební systém je schematicky znázorněn na obrázku 18.



Obrázek 18 Schéma Leaky LMS algoritmu.

2. Normalizovaný LMS algoritmus

Normalizovaný LMS algoritmus je dán vztahem:

$$\bar{w}(n+1) = \bar{w}(n) + \frac{\mu}{\alpha + \sum_{k=0}^M x^2(n-k)} [\bar{x}(n)e(n)]. \quad (25)$$

Kde suma ve jmenovateli je energie vstupního signálu a konstanta α zaručuje, že jmenovatel ve zlomku nebude nula, pokud by vstupní signál $x(n)$ byl nulový.

RLS algoritmus

U tohoto algoritmu je využita suma váhových čtverců chybového signálu jako kriteriální funkce. Výhodou RLS algoritmu je relativně rychlá konvergence k optimálním koeficientům filtru. Toho lze využít v aplikacích jako je zpracování řeči nebo kanálová ekvalizace, kde je nutné reagovat na rychlé změny signálu v čase.

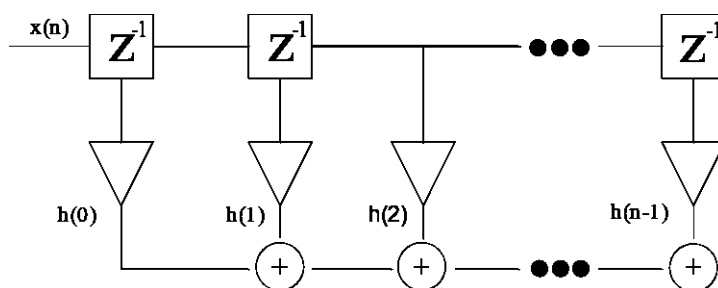
2.3.2 Adaptivní FIR filtry

Adaptivní filtry lze rozdělit na lineární a nelineární. U lineárních filtrů lze využít princip superpozice (odezva na součet vstupních signálů je rovna součtu odezev na jednotlivé vstupní signály). Ve většině systémů je upřednostňována lineární filtrace pro její nižší početní náročnost.

Lineární systémy můžeme dále dělit na FIR (finite impulse response = s konečným počtem odezev) filtry a IIR (infinite impulse response = s nekonečným počtem odezev). Výstupem FIR filtru je konečná diskretní konvoluce vstupního signálu a impulsní charakteristiky:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} x(n-k)h(k), \quad (26)$$

kde $x(n)$ je vstupní signál a $h(k)$ je impulsní charakteristika o délce N . Blokové realizační schéma FIR filtru je znázorněn na obrázku 19.



Obrázek 19 Schéma adaptivního FIR filtru.

Při adaptivní filtraci jsou koeficienty filtru určovány pomocí adaptačního algoritmu. Lze tedy vypočítat:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} w_k x(n-k). \quad (27)$$

Z tohoto vztahu je patrné, že délka N impulsní charakteristiky ovlivňuje počet iterací adaptačního algoritmu. Stanovíme transponované vektory vah a vstupního referenčního signálu:

$$\bar{w}(n) = [w_0, w_1, w_2, \dots, w_{N-1}]^T, \quad (28)$$

$$\bar{x}(n) = [x(n), x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-N+1)]^T. \quad (29)$$

Z toho plyne:

$$y(n) = \bar{w}^T(n) \bar{x}(n). \quad (30)$$

Chybový vstupní signál $e(n)$ je rozdílem vstupního signálu $d(n)$ a výstupního signálu adaptivního filtru $y(n)$.

Dosadíme-li za $y(n)$ výraz na pravé straně vztahu (30), dostaneme pro chybový signál rovnici:

$$e(n) = d(n) - \bar{w}^T(n) \bar{x}(n). \quad (31)$$

2.4 Vlnková transformace

U vlnkové transformace se, podobně jako u jiných lineárních transformací, analyzuje signál (obraz) pomocí násobení funkcí okna a ortogonálním rozkladem. Posloupnost vlnek formálně reprezentuje kvadraticky integrovatelnou funkci přes úplnou, ortonormální množinu bázevých funkcí zvanou vlnky. Ve srovnání s Fourierovou transformací je vlnková transformace rozšířena ve 2 směrech:

- 1) použité bázevé vlnky jsou složitější než jen sinus a kosinus u Fourierovy transformace
- 2) signál se analyzuje ve více měřících

Nejčastěji používané vlnky najdeme na obrázku č. 20.



Obrázek 20 Typy vlnek využíváných pro vlnkovou transformaci.

Vlnky lze rozdělit na 2 typy – rodičovské a dceřinné vlnky.

Rodičovské vlnky – tyto vlnky se dále dělí na mateřské vlnky, ty slouží pro definici základní vlnky a určují její tvar, navíc pokrývají celý definiční obor, který je středem našeho zájmu, a dále otcovské vlnky, které určují měřítko. Umožňují také vyjádřit detaily aproximované funkce.

Dceřinné vlnky – tyto vlnky se odvozují z vlnek rodičovských podle určitých pravidel. Funkce pro odvození je následovná:

$$\Psi_{s,\tau}(t) = f(s,\tau), \quad (32)$$

kde s určuje měřítko vlnové funkce a τ určuje posun vlnkové funkce.

Vlastnosti vlnek

Vlnky umožňují lokalizaci signálu v časové a frekvenční oblasti pomocí spektrogramu. Lokalizace vlnky umožňuje reprezentaci vlnky jak v čase, tak ve frekvenci. Tato reprezentace je rovněž limitována principem nejistoty Wernera Heisenberga. Tvarové charakteristiky vlnky umožňují vyjádřit různé části signálů a různá rozlišení signálu (detaily, šum).

2.4.1 Spojitá vlnková transformace

U této transformace dochází ke spojitým změnám posunu a měřítka. Daný signál se zobrazí na spojitou řadu frekvenčních pásem. Vstupní signál se pak může rekonstruovat integrací přes všechny frekvenční složky. Frekvenční pásma jsou různými měřítky změněna z výchozího

podprostoru v měřítku 1. Tyto podprostory jsou vytvářeny pomocí posunu z jedné funkce, a to mateřské vlnky ψ .

Vlastnosti spojité vlnkové transformace:

- 1) Linearita – lineární kombinace signálů odpovídá lineární kombinaci jejich wavelet spekter.
- 2) Invariantnost vůči času – translace signálu v čase o t_0 způsobí posunutí jeho wavelet spektra o stejnou veličinu.
- 3) Invariantnost vůči změně měřítka – Dilatace signálu způsobuje dilataci jeho wavelet spektra.

2.4.2 1D spojité vlnková transformace

Funkce $f(t)$ se rozloží s využitím množiny generujících (bázových) funkcí $\psi_{s,\tau}(t)$:

$$c(s, \tau) = \int_R f(t) \psi_{s,\tau}^*(t) dt, s \in R^+ - \{0\}, \tau \in R, \quad (33)$$

kde $c(s, \tau)$ jsou koeficienty vlnkové transformace, * označuje komplexně sdruženou funkci, s označuje měřítko, τ označuje posun

2.4.3 Diskrétní vlnková transformace (DWT)

Postup výpočtu DWT:

- 1) Nejprve se volí nejmenší měřítko a nulový posun.
- 2) Vlnka se umístí na začátek signálu, vypočítá se skalární součin mezi segmentem signálu a provede se integrace v čase dle vztahu: $\int_a^b f(t) \overline{\psi_{s,\tau}(t)} dt$.
- 3) Výsledkem je koeficient $c(j, k)$. Tento koeficient udává lokální podobnost (na základě skalárního součinu) segmentu signálu s vlnkou.
- 4) Vlnka se posune ve směru signálu o krok translace a $\tau = k^2 - j$. Tento krok opakuje až do konce signálu.
- 5) Použije se hrubší měřítko a předchozí kroky se opakují (cyklicky přes všechny měřítka).
- 6) Výstupem je matice koeficientů $c(j, k)$, $\forall s, \tau$ tvořící spektrogram signálu.

1D diskrétní vlnková transformace (1DDWT)

Tato transformace využívá oktanovou mřížku, která je formulována parametry měřítka j a mřížky k . Přímá DWT je dána:

$$c(j, k) = \sum_t f(t) \overline{\psi_{j,k}(t)}, \psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}}(2^j t - k). \quad (34)$$

Inverzní DWT je dána:

$$f(t) = \sum_k \sum_j c(j, k) \psi_{j,k}(t). \quad (35)$$

2.4.4 Rychlá vlnková transformace

Uvažuje se 1D signál, který je reprezentován diskretní posloupností s délky N , která je určena pro reprezentaci koeficientů vlnkové transformace c . Rychlá vlnková transformace vykoná nejvýše $\log_2 N$ kroků. Principem je rozklad (v prvním kroku na úrovni 1) na aproximační koeficienty cA_1 a detailní koeficienty cD_1 . Konvoluce posloupnosti s s dolnoproputným filtrem slouží pro aproximaci signálu. Konvoluce posloupnosti s s hornoproputným filtrem slouží pro detail signálu. Následně se provádí dynamické dělení na základě podvzorkování posloupnosti, kde se ponechávají jen sudé prvky. Koeficienty, vzniklé na základě analýzy základní vlnky, umožňují podrobné časové, ale hrubé frekvenční rozlišení. Dilatace základní vlnky zhoršuje rozlišení časové, ale zlepšuje rozlišení frekvenčním.

Rychlá inverzní vlnková transformace

Rychlá inverzní vlnková transformace má na vstupu aproximační koeficienty cA_1 a detailní koeficienty cD_1 . posloupnosti se prodlužují ze vzorků (up sampling) na dvojitou délku na základě vložení nul na pozice prvků s lichými indexy. Výsledek se podrobí konvoluci s rekonstrukčními filtry.

2.4.5 Aplikace vlnkové transformace:

- Dekompozice signálů – analýzy frekvenčních pásem.
- Filtrace signálů – eliminace rušení, detekce trendu signálu.
- Analýzy časových řad.
- Extrakce příznaku signálů.
- Kompresce signálů.

2.4.6 Filtrace signálů na základě DWT

Filtrace na základě DWT je založena na prahování vlnkových koeficientů. Prahování by mělo být spjato s parametry příslušného šumu. Prahování je počítáno pro každé pásmo m zvlášť. Pokud je nastaven příliš nízký práh riskujeme výskyt šumového artefaktu v signálu. Pokud je nastavený příliš vysoký práh poškodíme rekonstruovaný signál. Na základě stanovených prahů je možno přistoupit k prahování vlnkových koeficientů. Společný rysem všech metod prahování je, že absolutní hodnoty podprahových hodnot jsou vždy nastaveny na nulu. Metody se od sebe liší pouze tím, jak zacházejí s koeficienty, ležícími nad prahem [33], [34].

2.5 Hybridní metody

Jako hybridní metody se označují takové metody, které ke zpracování signálu používají kombinaci jednotlivých metod.

2.5.1 Kombinace Waveletovy transformace s mediánovým filtrem, Savitzky-Golay filtrem a rozšířenou Kalmanovou filtrací

V tomto případě Waveletova transformace zajišťuje odstranění šumu z nestacionárního EKG signálu, k dekompozici signálu se používá vlnka Bior3.1, jelikož při srovnání pomocí SNR a MSE dosáhla lepších výsledků než ostatní typy. Pro dosažení čistého EKG signálu s morfologickými znaky se k této technice přidává navíc jeden z výše zmíněných filtrů.

Srovnáním těchto kombinací lze zjistit, že metoda kombinující Waveletovu transformaci a EKF prokazuje nejlepší výsledky ze všech tří hybridních metod. Pro zlepšení výsledků odšumění se filtrovaný signál rozloží pomocí DWT a provede se další prahování pro oddělení obsahu šumu [35].

2.5.2 Kombinace EMD a Waveletovy transformace

Jde o metodu, která kombinuje EMD okno s waveletovým soft – prahováním, určenou pro odstranění šumu ze signálu. Jde o efektivní metodu, která je schopna odstranit šum z EKG signálu. Pro získání nejkvalitnějšího signálu a zvýraznění QRS komplexu se aplikuje okno v doméně EMD, které redukuje šum při zachování QRS komplexu. Poté je provedeno adaptivní soft – prahování pomocí Waveletovy transformace pro další snížení šumu, který zbývá po aplikaci EMD. Tento algoritmus se při porovnávání s ostatními algoritmy pro odstranění šumu EKG zdá jako jeden z nejefektivnějších (více v [36]).

2.5.3 Srovnání metod

Všechny metody popsané výše se využívají k odstranění šumu ze signálu. Pro porovnání bylo použito parametru SNR (odstup signálu k šumu) a jeho zlepšení po filtraci určitým typem metody. Dále byl hodnocen celkový výkon, výpočetní náročnost, možnost monitorování v reálném čase a složitost implementace. Výsledky jsou uvedeny v tabulce 3.

Tabulka 3 Srovnání metod pro odstranění šumu ze signálu EKG [37].

Metoda	Celkový výkon	Zlepšení SNR	Výpočetní náročnost	Monitorování v reálném čase	Složitost implementace
ICA	Průměrný	Průměrné	Průměrná	Ne	Průměrná
PCA	Nízký	Nízké	Průměrná	Ano	Jednoduchá
Adaptivní filtrace	Průměrný	Nízké	Průměrná	Ano	Průměrná
Waveletova transformace	Průměrný	Průměrné	Vyšší	Ne	Jednoduchá

3 Experimentální část

Cílem experimentální části je měření a následná analýza EKG signálu jednotlivých druhů zvířat za účelem sledování křivky srdeční frekvence v čase. Seznam měřených subjektů je v tabulce č. 4.

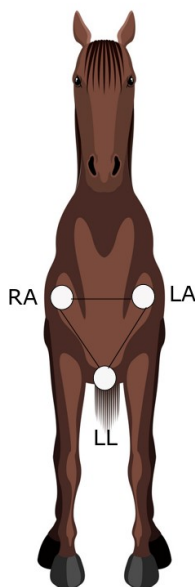
Tabulka 4 Seznam měřených subjektů.

Druh zvířete	Identifikační číslo
Koza	09088
Březí koza	CZ96708724
Skot domácí	254887
Kůň	Bez identifikačního čísla
Ovce	8

3.1 Metody měření EKG a BKG

Na všechny měřené objekty bylo zamýšleno připojení EKG měřicího systém podle následujícího schématu (Obrázek 21 - upraveno). Všechna zvířata musela být nejprve v místě připojení elektrody oholena a řádně očištěna (Obrázek 22). Celkem bylo EKG měřeno na 5 subjektech, a to na koze, gravidní koze, koni, ovci a krávi.

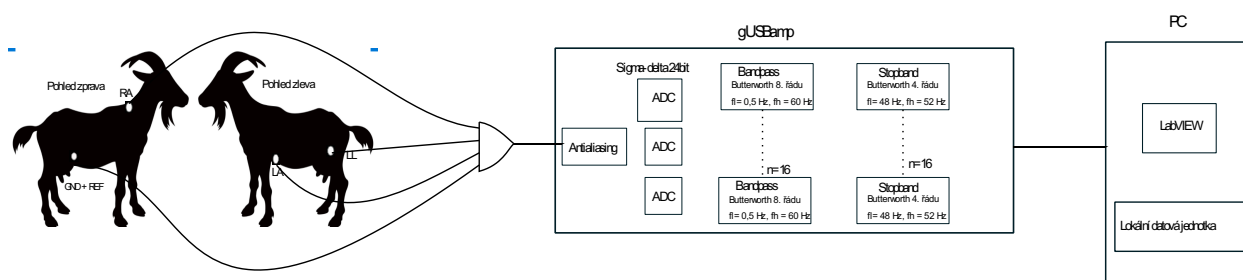
K samotnému měření EKG byl využit biozesilovač g.USBamp RESEARCH od firmy g.tec (Obrázek 23). K měření referenční křivky BKG byl použit NI cDAQ-9185, modul NI 9234 a mikrofón (Obrázek 24). Veškerý použitý hardware a software je popsán v tabulce č. 5.



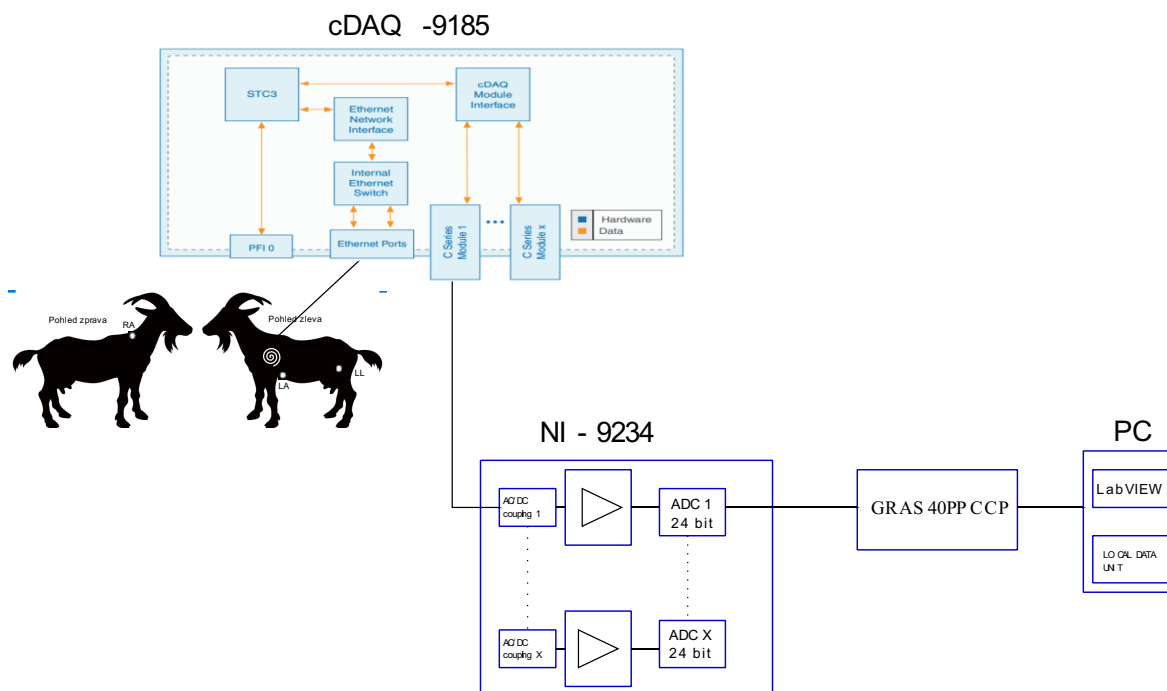
Obrázek 21 Obecné zapojení EKG svodů do trojúhelníku[38].



Obrázek 22 Oholená část pro umístění elektrody.



Obrázek 23 Blokové schéma pro měření EKG.



Obrázek 24 Blokové schéma pro měření BKG.

Tabulka 5 Použitý hardware a software.

Název	HW/SW	Výrobce	Model
Biozesilovač	HW	g.tec	gUSBamp RESEARCH
Měřicí modul	HW	National Instruments	cDAQ - 9185
Měřicí modul	HW	National Instruments	NI - 9234
Mikrofon	HW	GRAS	40PP CCP
Fetální monitor	HW	Philips	50 A – M1351A
Matlab	SW	MathWorks	Matlab R2017a
LabView	SW	National Instruments	2018
Device driver	SW	National Instruments	NI-DAQmx 19.5
Device driver	SW	National Instruments	NI – VISA 19.5
Device driver	SW	g.tec	gUSBamp Driver 3.16.00
Knihovna g.Hlsys	SW	g.tec	2.14.00

3.1.1 Biozesilovač

K měření EKG signálu byl použit biozesilovač firmy g.tec (Obrázek 25), což je výkonný a velmi přesný zesilovač pro získávání a zpracování biologických signálů. Tímto zesilovačem lze tedy získávat signály pocházející z fyziologické aktivity očí, mozku, svalů, srdce a dalších.

g.USBamp RESEARCH je podporováno USB a je vybaven 16 současně vzorkovanými kanály s rozlišením 24 bitů. Mezi zaznamenávanými signály nedochází k rušení. Vstupní rozsah tohoto zesilovače je ± 340 mV, což umožňuje záznam stejnosměrných signálů bez nasycení.

Tento biozesilovač je určen k použití pouze pro fyziologický výzkum a experimenty. Nelze jej tedy považovat za lékařské zařízení, které se používá pro diagnostiku, léčbu onemocnění nebo jiné lékařské aplikace. Všechny funkce jsou konfigurovatelné.

Vodivé části všech elektrod se nesmí dotýkat uzemnění nebo jiných vodivých částí. Vodič vyrovnávající potenciály by měl být připojen do vodiče vyrovnávající potenciály v místnosti, ve které se tento biozesilovač používá. Zařízení se nesmí používat v nebezpečném prostředí, jako je například vlhko nebo explozivní prostory. Relativní vlhkost by měla být mezi 25 a 95 %, tento biozesilovač nelze používat s jakýmkoliv jiným medicínským vysokofrekvenčním zařízením. Tato kombinace by mohla způsobit popáleniny pod elektrodami a mohla by biozesilovač poškodit. Připojené elektrody by měly mít průměr mezi 2 a 10 mm, impedance těchto elektrod by měla být maximálně 5 kOhm.

USB amplifikér může být připojen přímo k PC či laptopu přes USB konektor. Obsahuje 16 A/D převodníků, má také vnitřní jednotku pro kalibraci a kontrolu impedance. Zařízení je ovládáno softwarem v programovacím jazyce C (C Application Programming Interface) [39].



Obrázek 25 Použitý biozesilovač firmy g.Tec.

3.1.2 Modul cDAQ-9185, NI 9234 a mikrofón

Modul cDAQ-9185 (Obrázek 26) je 4slotový modul kompaktní DAQ ethernetové šasi, které je určeno pro měřicí systémy, senzory. Šasi ovládá časovač, synchronizaci a datový přenos mezi C sériemi I/O modulů a vnějším uživatelem. S tímto modulem lze provádět kombinace mezi analogovými I/O, digitálními I/O a měření pomocí čítače a časovače. Šasi zajišťuje přesné měření,

synchronizovaný časovač pomocí sítě využívající TSN, což je ideální pro měření, které jsou prováděny na velkou vzdálenost. Navíc á tento modul integrovaný síťový přepínač typu Daisy řetězce. Šasi obsahuje čtyři 32bitové čítače, které zahrnují kvadrurní enkodéry, PWM, generátory jednotkových pulzů a další, [40].



Obrázek 26 Použitý modul cDAQ-9185 [41].

Modul NI 9234 (Obrázek 27) je 4kanálový zasunovací modul, určený pro měření zvuku či vibrací. Pomocí tohoto modulu lze měřit signály z integrovaných elektronických piezoelektrických a nepiezoelektrických sensorů jako jsou akcelerometry, tachometry a bezdotykových sond. Je v něm zakomponovaný AC/DC přepínač vazby, který je řízen softwarem. Vstupní kanály spontánně měří signály, každý z kanálů má rovněž zabudované antialiasingové filtry (filtry zabraňující podvzorkování), které automaticky uzpůsobují vzorkování měřenému signálu, [41].



Obrázek 27 Zásuvný modul NI 9234.

Mikrofon GRAS 40PP (Obrázek 28) je typicky používán k testování ovladačů, přijímačů a mikroprocesorů na výrobních linkách, k nahrávání zvuků či při vícekanálových měřeních. Připojení probíhá pomocí BNC konektoru, což umožňuje připojit tento mikrofon k měřicímu systému. Integrovaný předzesilovač vyžaduje konstantní napájení, což zajišťuje modul. Vestavěný TEDS čip zajišťuje data z mikrofonu, které jsou kompatibilní s dalšími TEDS systémy, [42].



Obrázek 28 Použitý mikrofon [42].

3.1.3 Měření a zapojení EKG svodů kozy

Pro získání elektrokardiogramu kozy bylo použito zapojení, které je na obrázku 21 (Obrázek 21), to znamená, že jedna elektroda byla na levé přední části těla kozy, druhá na pravé přední části těla kozy a třetí elektroda v blízkosti levého lokte (Obrázek 29). Signály ze všech 3 svodů byly použity pro další analýzu. Pomocí systému s mikrofonem byla dále měřena křivka, se kterou výslednou srdeční činnost budeme porovnávat.

Měřený subjekt byla zdravá jednoroční koza z kliniky veterinárního lékařství Veterinární a farmaceutické univerzity v Brně. Identifikační číslo této kozy je 09088.



Obrázek 29 Připojení elektrod pro měření EKG kozy.

3.1.4 Měření a zapojení EKG svodů gravidní kozy

Při měření elektrokardiogramu gravidní kozy bylo použito stejné metody, jako u kozy negravidní, nicméně zde byla snaha naměřit i EKG signály potomků, které ale v této práci analyzovány nebudou (Obrázek 30). V analýze byl tedy použit pouze jeden signál (jeden svod), a to ten, který reprezentuje srdeční činnost matky, ta bude porovnávána s křivkou srdečního rytmu, naměřenou pomocí KTG neboli kardiokografie.

Křivka KTG zde byla získávána pomocí fetálního monitoru Philips Series 50 A – M1351A (viz [43]). Pro získání dat z přístroje bylo použito prostředí LabView a rozhraní RS232 a převodníku z RS232 na USB.

Tento měřený subjekt byl ve velmi pokročilém stavu gravidity, stejně jako všechny ostatní měřené subjekty je tato koza z kliniky veterinárního lékařství Veterinární a farmaceutické univerzity v Brně, identifikační číslo této kozy je CZ 967 08734.



Obrázek 30 Připojení elektrod pro měření EKG u březí kozy.

3.1.5 Měření a zapojení EKG svodů skotu domácího

Připojení skotu domácího k měřicímu systému probíhalo opět podle obecného schématu (Obrázek 21), skot domácí byl pro účel měření lehce znehybněn (uzavřen do boxu), následně oholen na vybraných místech a připojen pomocí elektrod k měřicímu systému (Obrázek 31). U tohoto subjektu bylo pro další analýzu použito pouze 2 naměřených svodů, jelikož naměřená data z třetího svodu nebyla relevantní. Budeme tedy nadále pracovat pouze se svodem z pravé a levé strany (tedy RA a LA), svod z břišní části skotu domácího (LL) zanedbáme. Porovnání bude opět probíhat na křivce BKG, naměřené systémem s mikrofonem.

Identifikační číslo měřeného subjektu je 254887.



Obrázek 31 Připojení elektrod pro měření EKG skotu domácího.

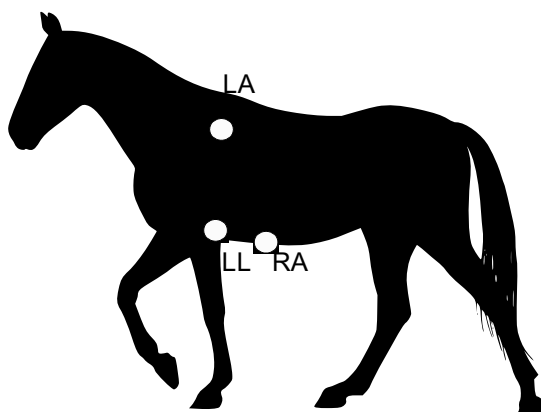
3.1.6 Měření a zapojení EKG svodů koně

Měření EKG signálu koně bylo realizováno úpravou obecného schématu, a to tak, že elektroda z pravé přední části zvířete byla přemístěna do oblasti břicha (Obrázek 32), (Obrázek 33). Svody použité pro další analýzu signálu byly 2, a to svod RA (přemístěný do oblasti břicha) a LA. Zde opět dojde k porovnání signálu s BKG křivkou.

Měřený subjekt byl pacientem veterinární kliniky Veterinární a farmaceutické univerzity v Brně, jde o závodního koně Vanilla Rose, a byl po operaci v břišní oblasti.



Obrázek 32 Připojení elektrod pro měření EKG koně.

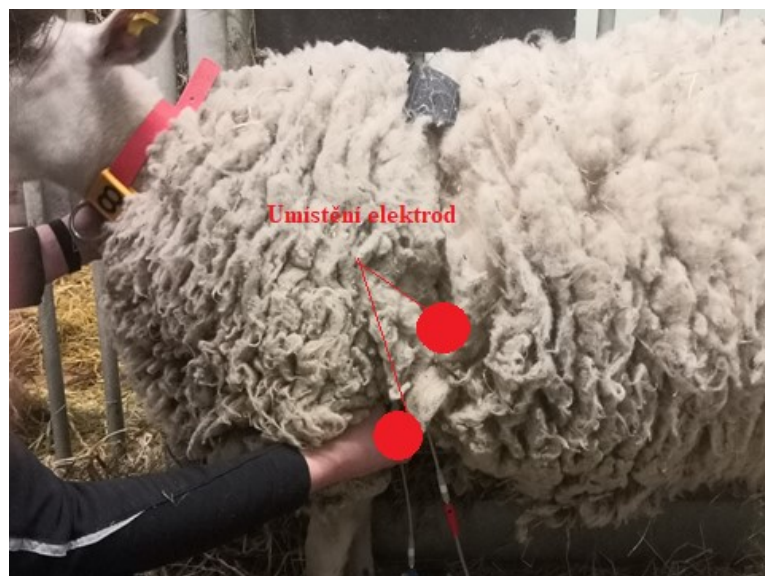


Obrázek 33 Upravené zapojení elektrod u koně.

3.1.7 Měření a zapojení EKG svodů ovce

Připojení ovce k měřicímu systému EKG bylo nejkomplikovanější, jelikož bylo nejprve třeba vyholit část vlny, a následně byl problém s umístěním elektrod z důvodu lanolinu na povrchu kůže ovce. Nicméně rozmístění elektrod bylo podle schématu na obrázku č. 22 (Obrázek 21). Avšak z důvodu silné pokrývky kůže není na obrázku rozmístění elektrod zcela patrné (Obrázek 34). Z důvodu velkého neklidu subjektu během měření nebylo možné naměřit BKG křivku, a LL byl jediný svod, který byl použit k další analýze.

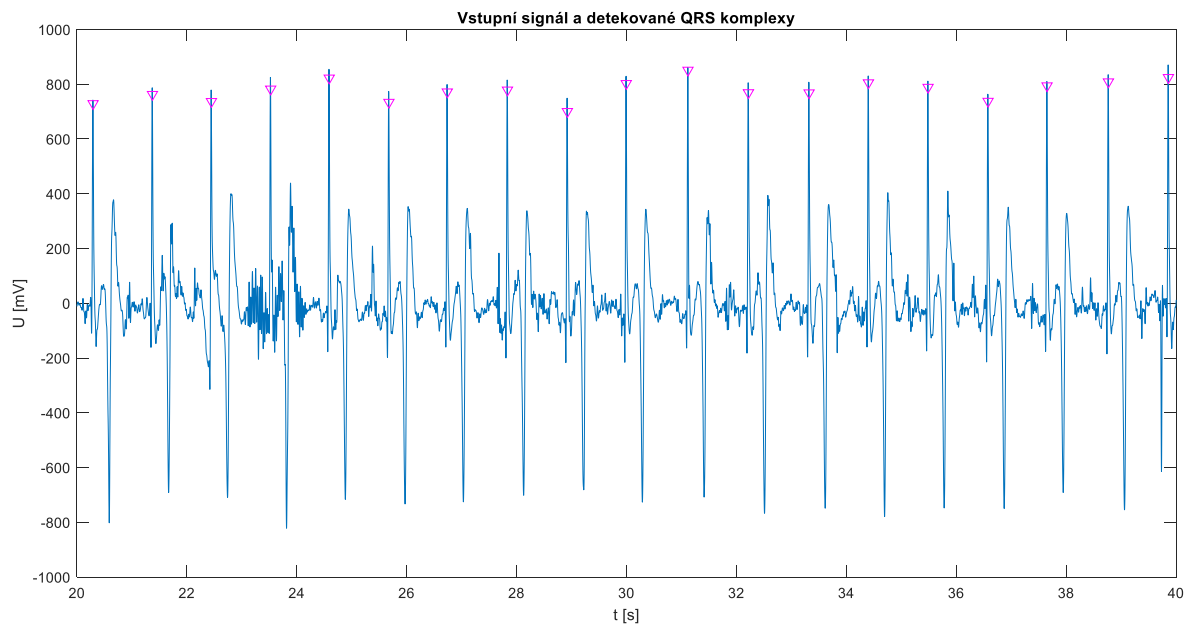
Měřeným subjektem byla zdravá ovce, negravidní, s identifikačním číslem 8.



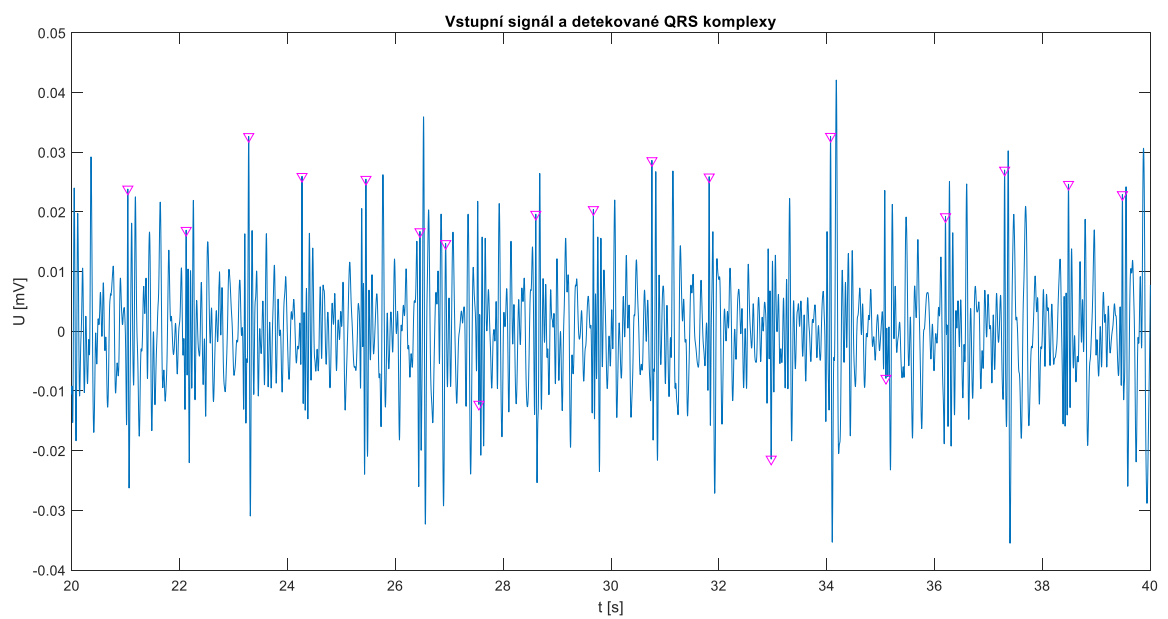
Obrázek 34 Připojení elektrod pro měření EKG u ovce.

3.2 Zpracování signálů

Zpracování elektrokardiografických signálů zvířat bylo prováděno v software MATLAB. U všech signálů bylo patrné zašumění či přítomnost jiných rušivých artefaktů, které bylo třeba odstranit pomocí filtrace, která se mohla u jednotlivých signálů lišit, což je více rozvedeno v následujících kapitolách. Dále se prováděla detekce R peaků, která je v této práci realizována pomocí detektoru, který využívá kontinuální vlnkovou transformaci. Použitý detektor se snaží najít všechna lokální minima a maxima překračující stanovený práh. K tomu je využita Gaussova mateřská vlnka se šířkou 1 a stupněm rozkladu 5. V místě, kde mezi jedním lokálním minimem a maximem je vzdálenost maximálně 120 ms, je vzorek uznán za R kmit (Obrázek 35). Tento detektor zjistí, na jakých pozicích se nachází vrchol QRS komplexu, a následně počítá vzdálenost mezi jednotlivými vrcholy, tzn. RR interval, který poté převede na hodnotu okamžité tepové frekvence. Tato tepová frekvence je poté reprezentována v čase, z tohoto lze hodnotit variabilitu srdeční frekvence, tzv. HRV [44]. Detektor byl také testován pro detekci J kmitu z BKG signálu, nicméně balistokardiografický signál by velmi nekvalitní, proto detektor nebyl schopen správně detekovat J vlnu.



Obrázek 35 Ukázka detekce R kmitu.



Obrázek 36 Ukázka detekce J kmitu.

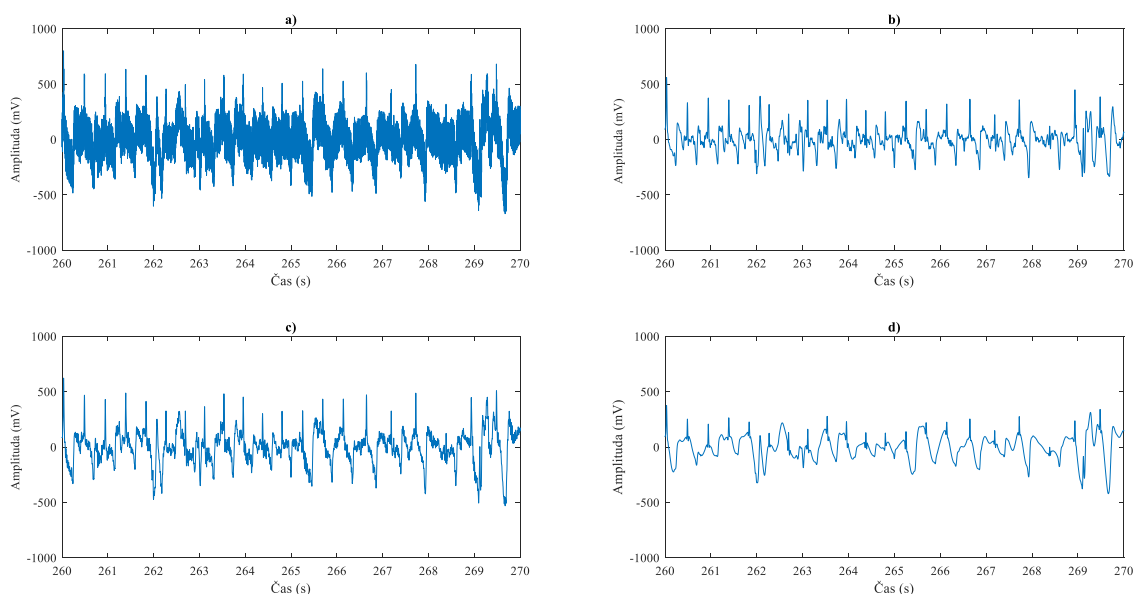
Na obrázku 36 je vidět, že pro BKG signál detekce není tak přesná, je to z toho důvodu, že ačkoliv byla použita filtrace pro největší zvýraznění J vlny, signál nebyl dostatečně kvalitní, aby se z něho dalo detekovat vrcholy J kmitu.

3.2.1 Zpracování EKG signálů kozy

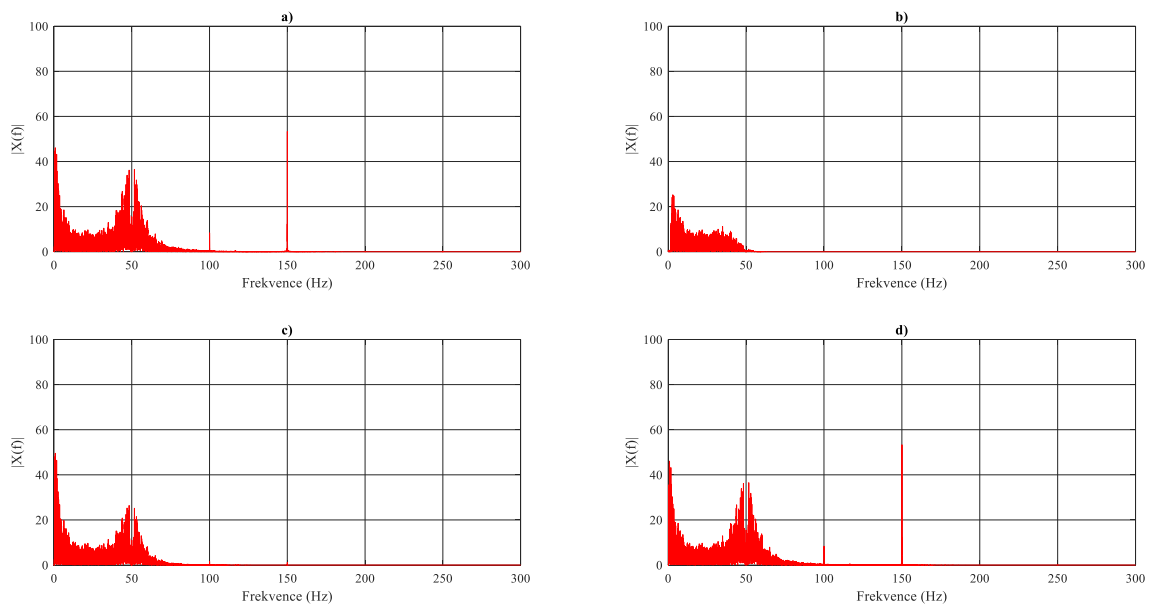
Naměřený signál EKG byl následně analyzován pomocí SW Matlab, byla na něm otestována filtrace, následně byl předzpracován, byly detekovány R vrcholy a zobrazena křivka tepové frekvence v čase.

Filtrace

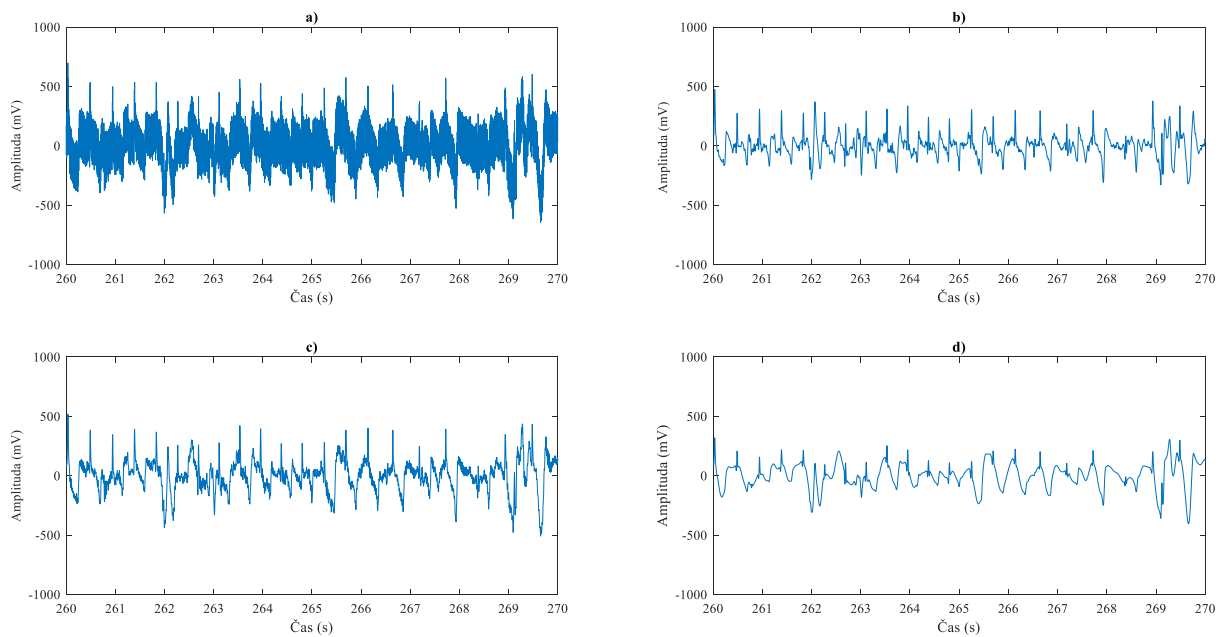
U všech naměřených svodů byla nejdříve porovnávána filtrace. Srovnával se signál před filtrací, signál po filtraci Butterworthovským filtrem, přičemž zde byla použita pásmová propust s mezními frekvencemi 2 Hz a 40 Hz (užitečný EKG signál by se měl nacházet v této oblasti), dále byl testován FIR filtr, což je filtr s konečnou impulsní odpovědí, kdy mezní frekvence byly stejné jako u filtrace Butterworthovským filtrem. Poslední zkoumanou filtrací, byla filtrace pomocí Waveletu, tedy rozkladu pomocí vlnek. Na obrázcích (Obrázek 37, Obrázek 38, Obrázek 39, Obrázek 40, Obrázek 41, Obrázek 42) vidíme výstupy pro jednotlivé svody, včetně spekter.



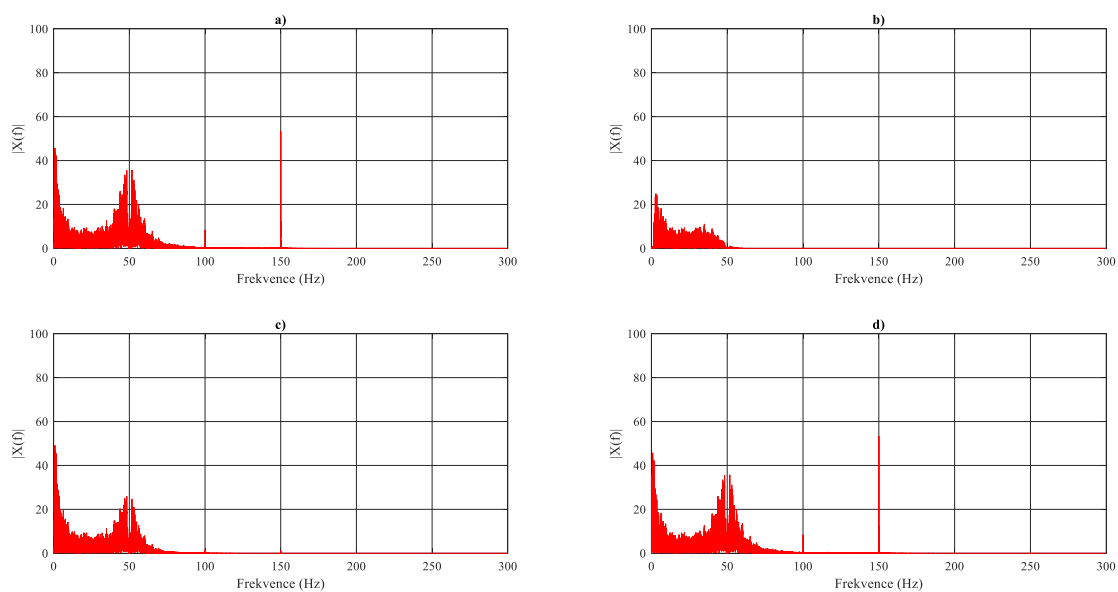
Obrázek 37 Filtrace signálu pro svod LL kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Butterworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



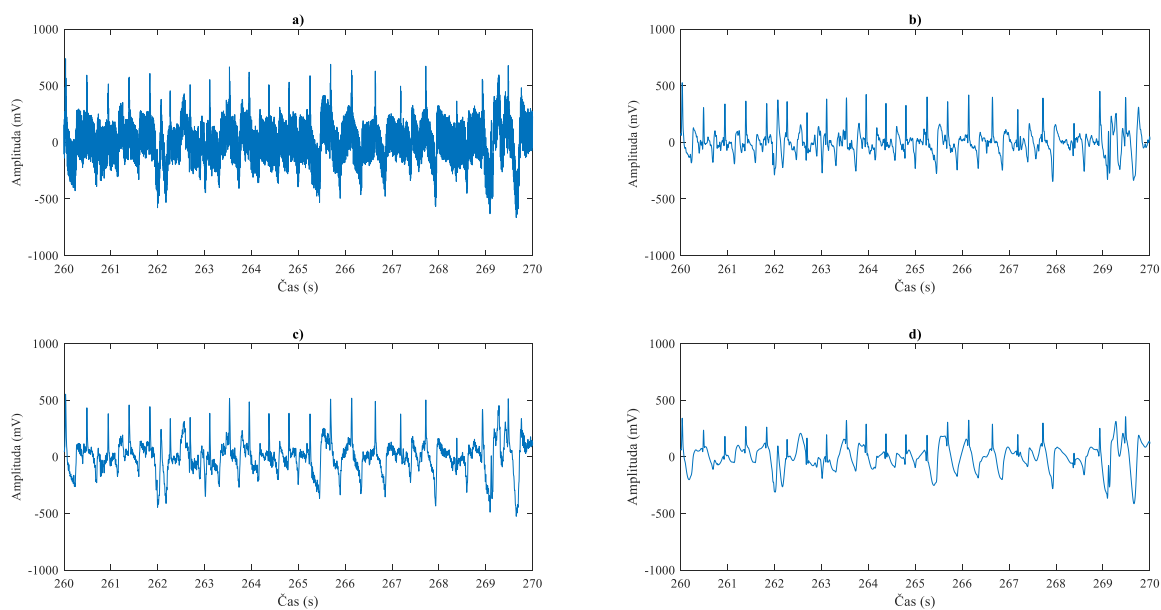
Obrázek 38 Spektrum filtrovaných signálů pro svod LL kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



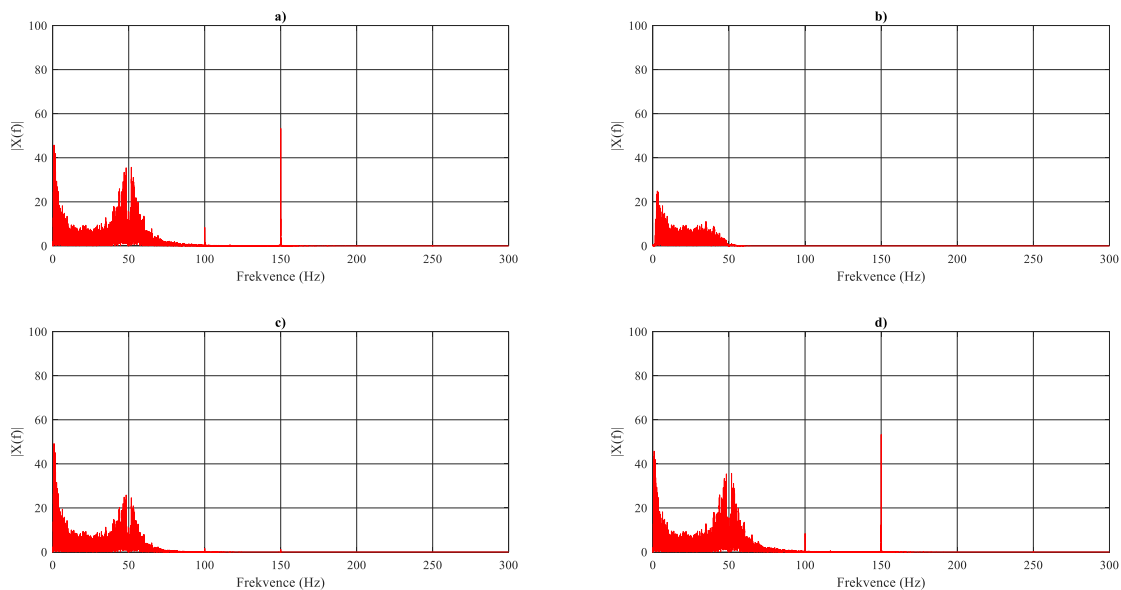
Obrázek 39 Filtrace signálu pro svod RA kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



Obrázek 40 Spektra filtrovaných signálů pro svod RA kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



Obrázek 41 Filtrace signálu pro svod LA kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.

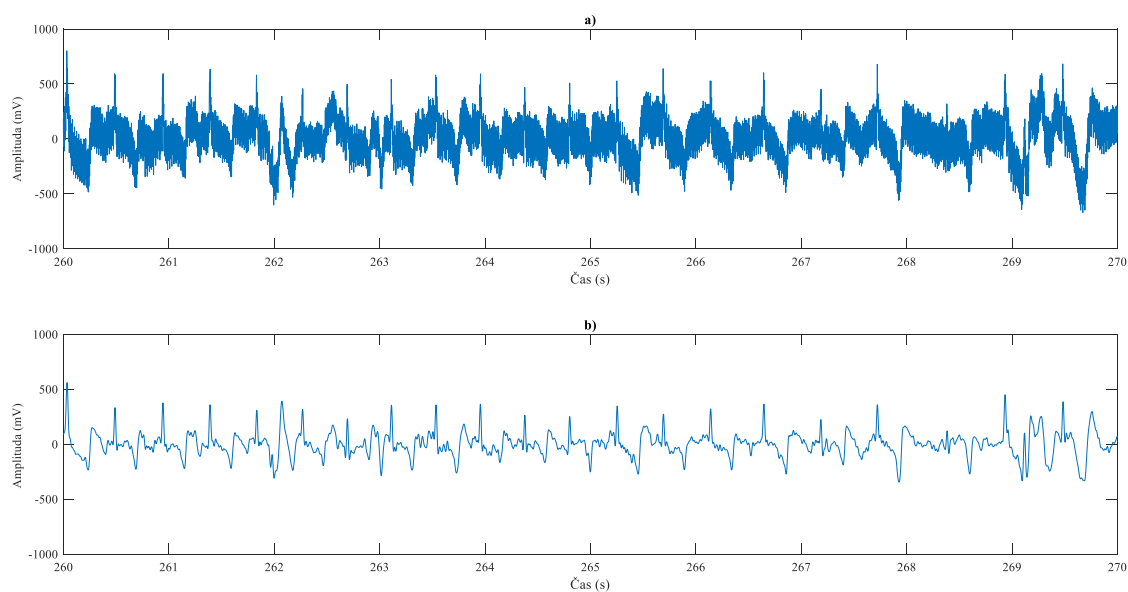


Obrázek 42 Spektra filtrovaných signálů pro svod LA kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.

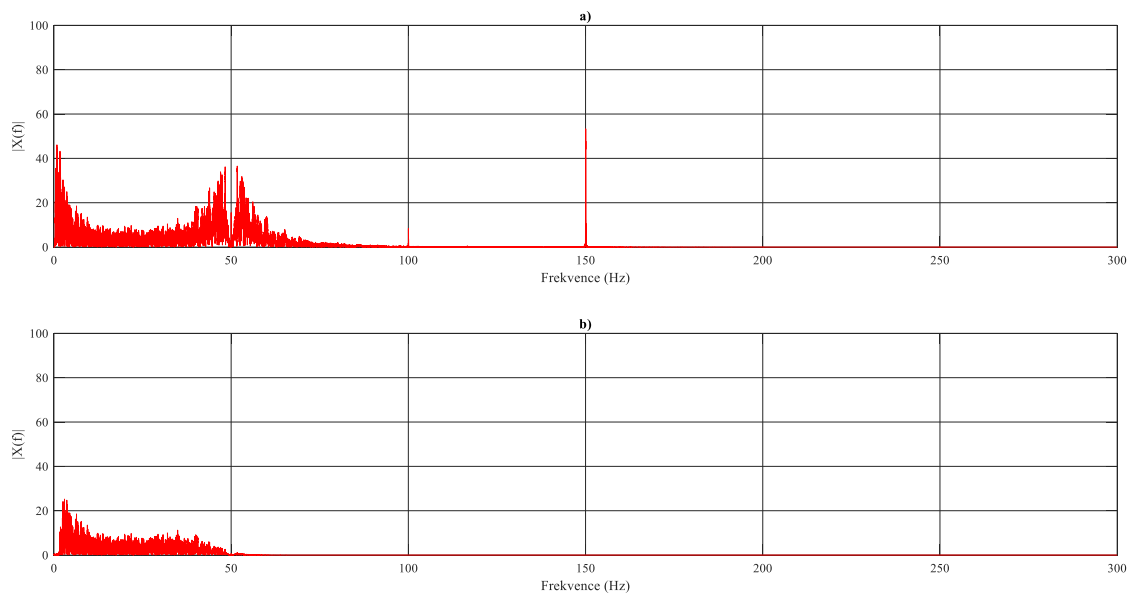
Porovnáním filtrovaných signálů a jejich spekter bylo rozhodnuto o použití Buttherwortova filtru typu pásmová propust v rozmezí 2 až 40 Hz, jelikož u všech svodů prokázal nejlepší schopnost filtrace vysokofrekvenčních složek, které v signálu představují rušivé elementy. Je také schopen nejlépe odstranit zrcadlící se 50 Hz složku, která představuje síťový brum z ostatním elektromagnetických zařízení.

Předzpracování signálu

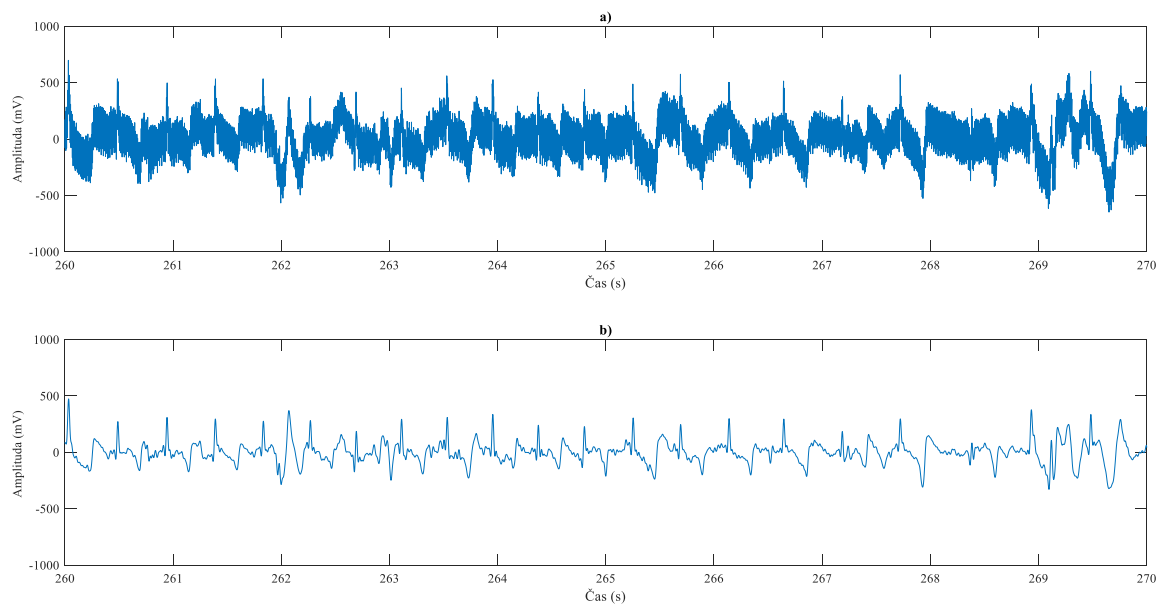
Každý ze signálů byl nejprve předzpracován pro další analýzu. Toto předzpracování zahrnovalo nejprve filtraci. Použitým filtrem byl filtr typu pásmová propust s mezními frekvencemi 2 a 40 Hz, jak je již zmíněno v předchozí kapitole, další částí předzpracování signálu byla korekce nulové izolinie, pomocí příkazu `polyval` v softwarovém prostředí MATLAB. Tento drift nulové izolinie může být způsobem různými pohybovými artefakty, či pohnutím elektrody během měření. Na následujících obrázcích (Obrázek 43, Obrázek 44, Obrázek 45, Obrázek 46, Obrázek 47, Obrázek 48) lze vidět původní signál a zpracovaný signál pro jednotlivé svody, včetně spekter.



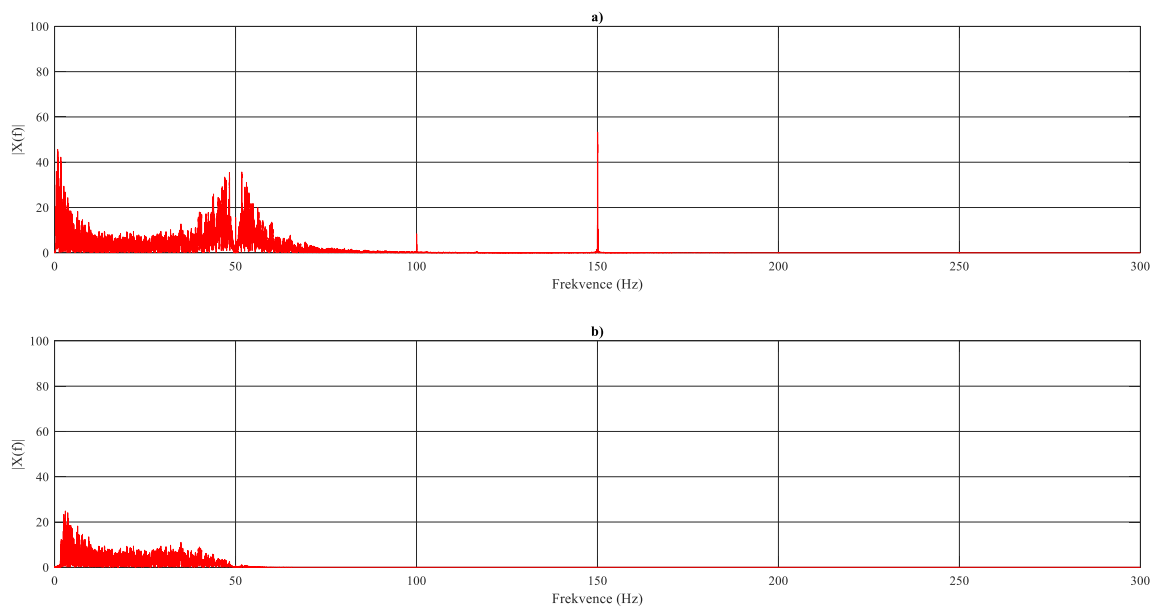
Obrázek 43 Původní a zpracovaný signál pro svod LL kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



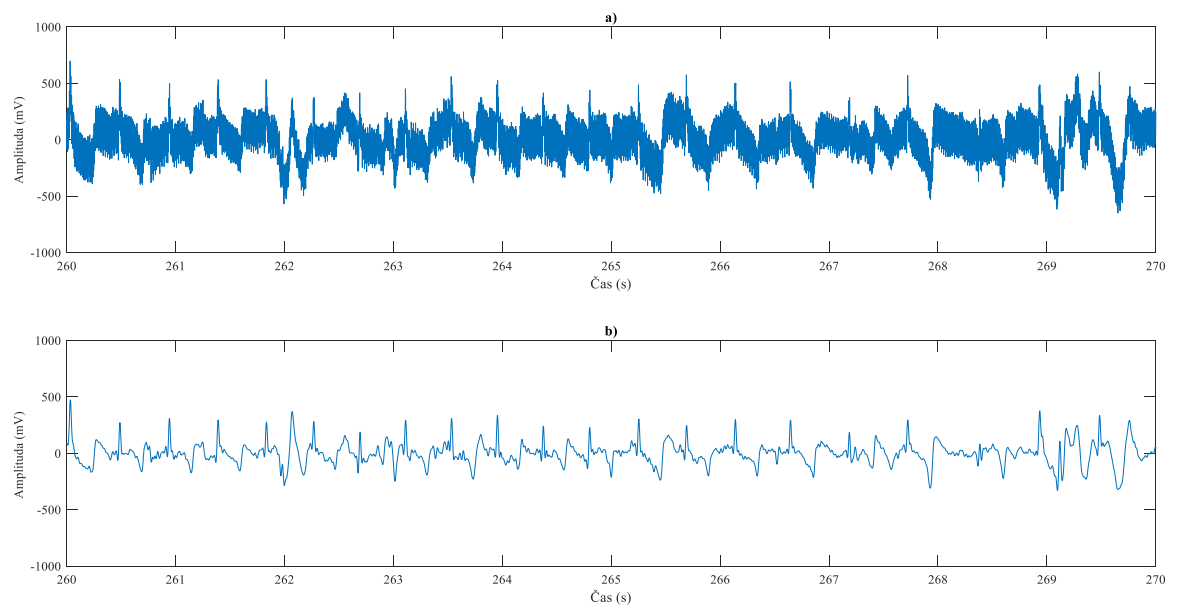
Obrázek 44 Spektrum původního a zpracovaného signálu pro svod LL kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



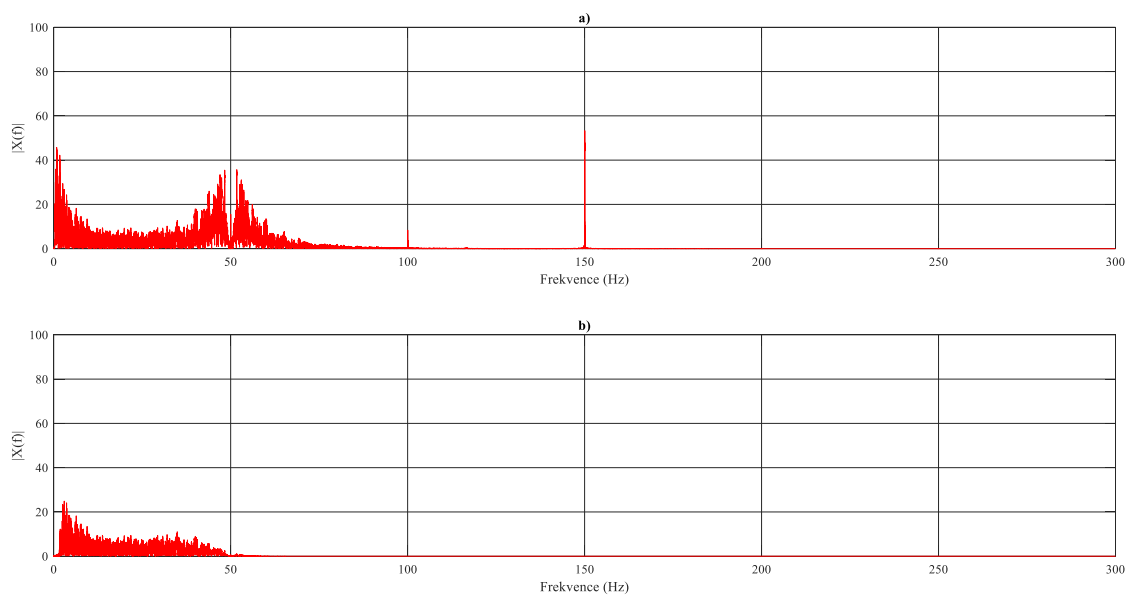
Obrázek 45 Původní a zpracovaný signál pro svod RA kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



Obrázek 46 Spektrum původního a zpracovaného signálu pro svod RA kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



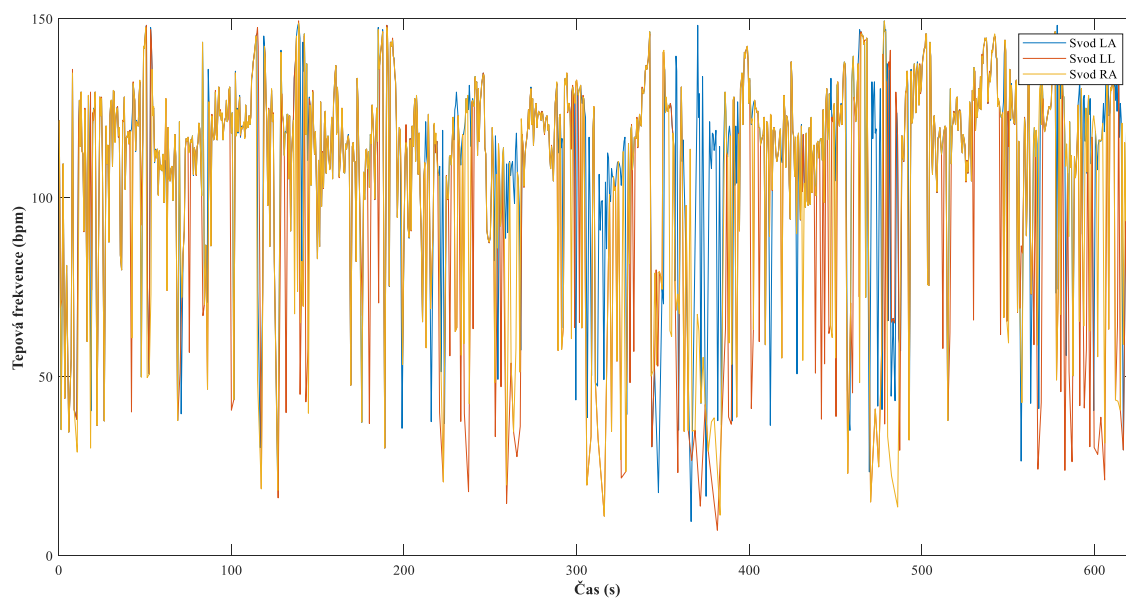
Obrázek 47 Původní a zpracovaný signál pro svod LA kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



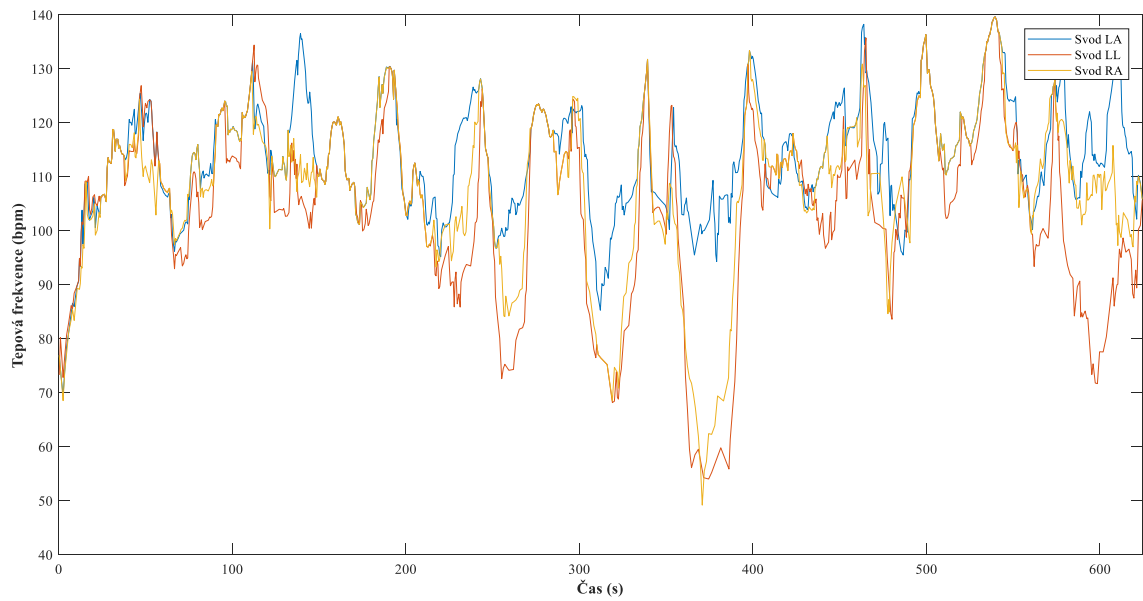
Obrázek 48 Spektrum původního a zpracovaného signálu pro svod LA kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.

Křivka srdeční frekvence pro jednotlivé svody

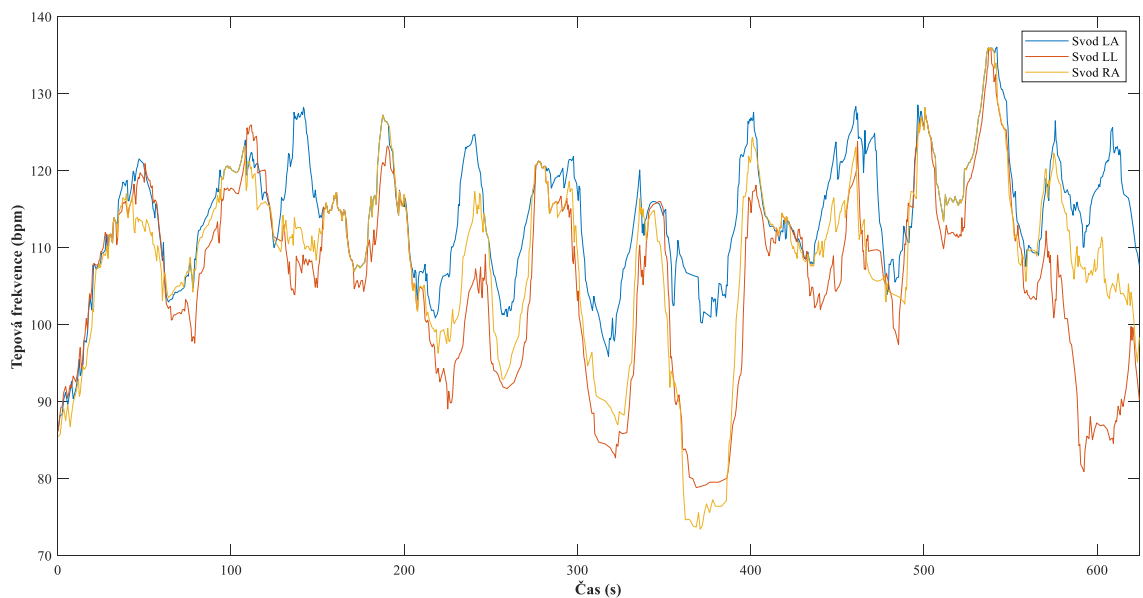
Na předzpracovaných signálech došlo k detekci R vrcholu jednotlivých QRS komplexů. Detekce QRS byla prováděna použitím adaptivního prahování pomocí vlnkové transformace s využitím Gaussovy vlnky se šířkou 1. Následně byl zaznamenán čas, ve kterém dosáhla R vlna svého vrcholu, poté se počítala vzdálenost mezi jednotlivými R vrcholy, a z toho vznikla křivka srdečního tepu v čase. Tyto křivky lze vidět na obrázcích (Obrázek 49, Obrázek 50, Obrázek 51). Pro každý svod byla také vypočtena průměrná tepová frekvence (Tabulka 6) [45].



Obrázek 49 Zobrazení tepové křivky v čase pro jednotlivé svody kozy s hodnotou klouzavého průměru 1.



Obrázek 50 Zobrazení tepové křivky v čase pro jednotlivé svody kozy s hodnotou klouzavého průměru 15.

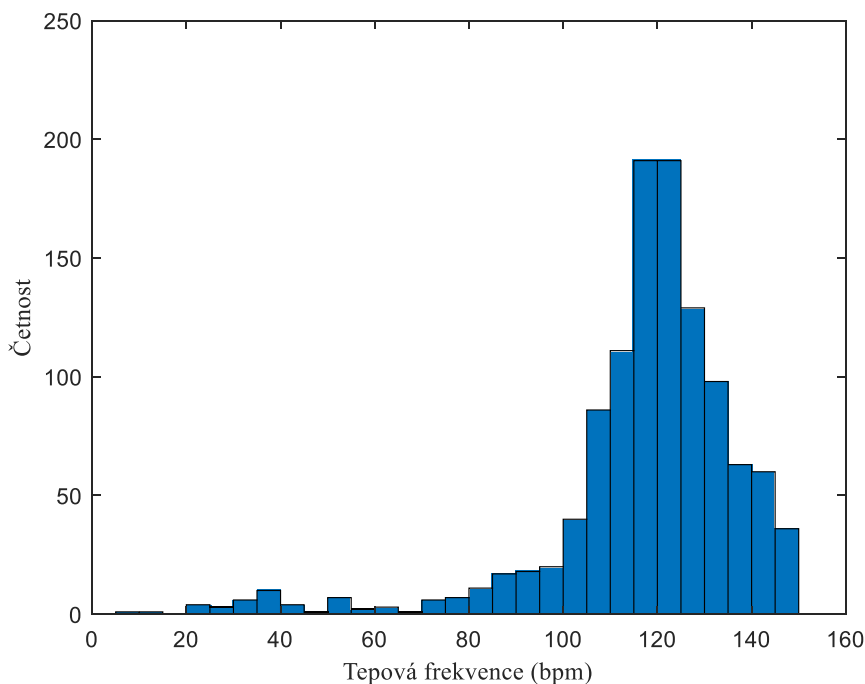


Obrázek 51 Zobrazení tepové křivky v čase pro jednotlivé svody kozy s hodnotou klouzavého průměru 30.

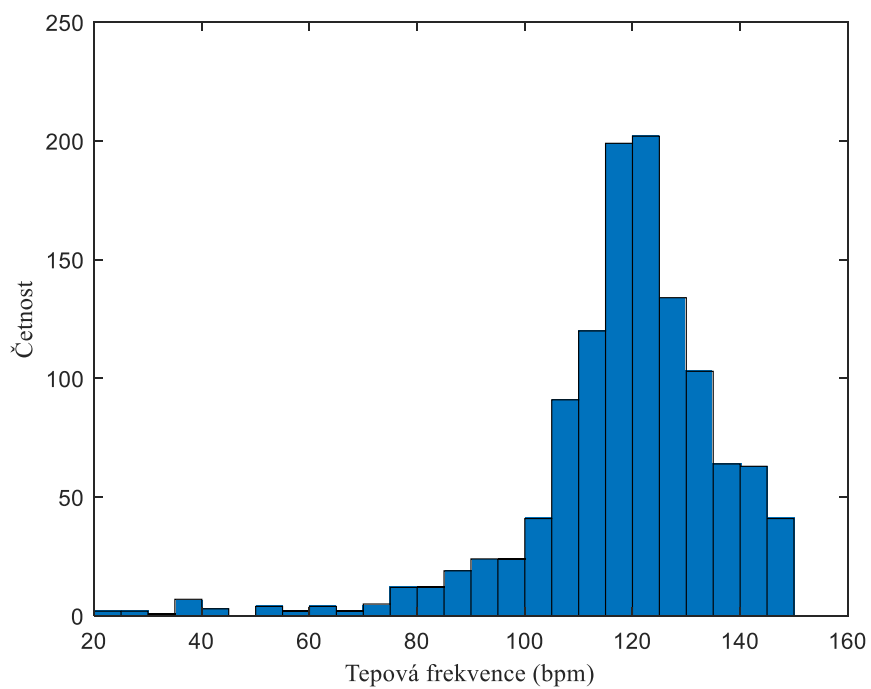
Průměrná tepová frekvence byla nejvyšší u svodu RA s hodnotou 118,39, což je oproti fyziologickým hodnotám, které by měly být v rozmezí 70 až 90 bpm, poněkud vyšší. Toto lze přisoudit tomu, že měřené zvíře bylo během měření ve stresu, proto je tato hodnota vyšší. Pro jednotlivé svody byly vytvořeny také histogramy, které jsou na obrázcích (Obrázek 52, Obrázek 53, Obrázek 54).

Tabulka 6 Průměrná hodnota tepové frekvence v čase a další parametry: SDNN = směrodatná odchylka RR intervalů, NN50 = počet RR intervalů delších než 50 ms, rMSSD = efektivní hodnota RR intervalů při normálním sinusovém rytmu.

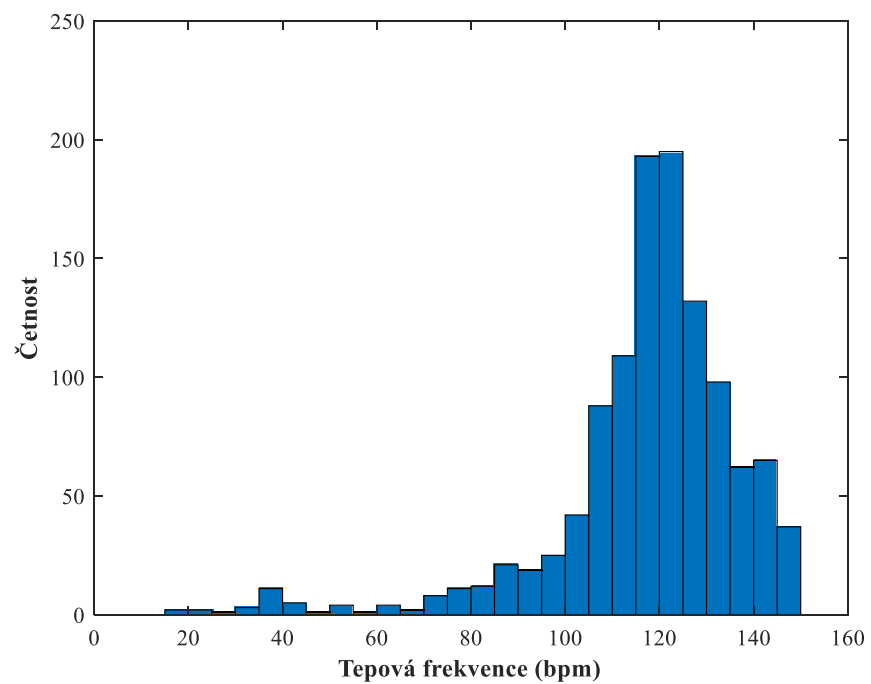
Označení svodu	Průměrná tepová frekvence (bpm)	SDNN (s)	NN50	rMSSD (s)
LL	117,38	23,72	1097	23,72
RA	118,39	20,09	1149	20,08
LA	117,60	22,66	1123	22,65



Obrázek 52 Histogram rozložení tepové frekvence kozy pro svod LL.



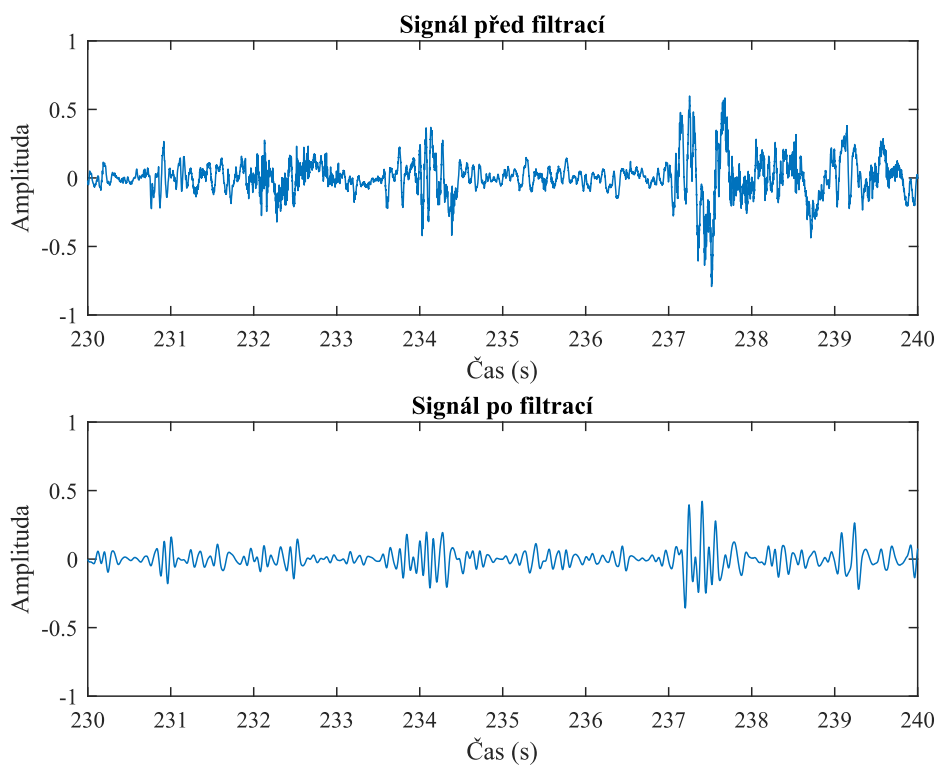
Obrázek 53 Histogram rozložení tepové frekvence kozy pro svod RA.



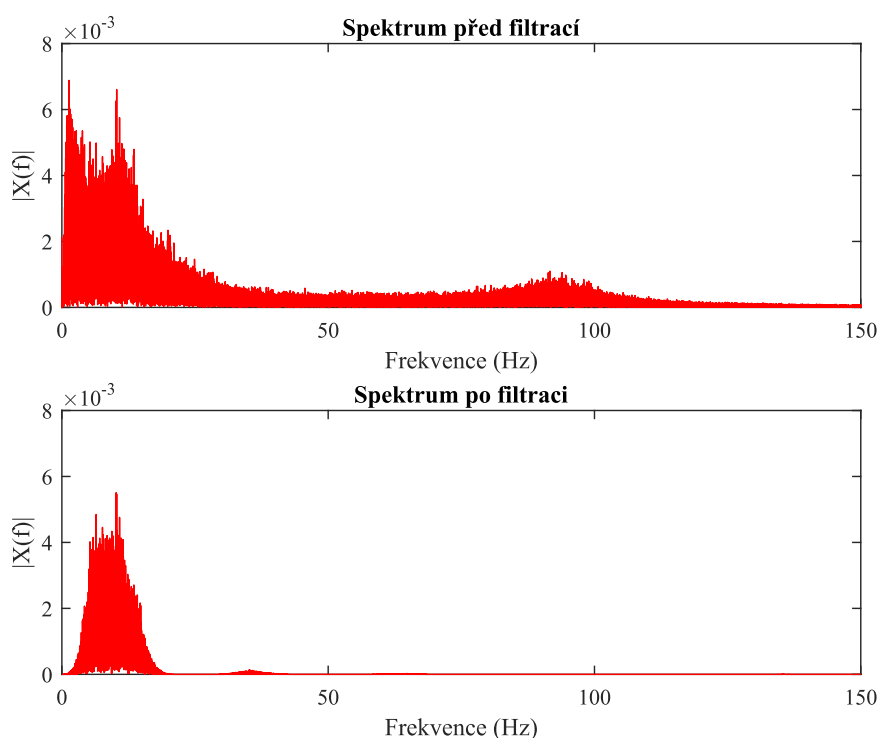
Obrázek 54 Histogram rozložení tepové frekvence kozy pro svod LA.

Zpracování BKG křivky

Dalším způsobem, který by mohl být využit k extrakci tepové frekvence by mohl být signál BKG. Balistokardiografická křivka zaznamenává pohyb těla, který je způsoben srdečním stahem. BKG křivka byla měřena pomocí měřícího systému popsaného v kapitole výše. Tato křivka byla upravována kombinací Butterworthova filtru (mezní frekvence byla nastavena na 5 a 20 Hz) a filtru využívajícího vlnkovou transformaci za použití vlnky typu Symlet 8 s úrovní rozkladu 7 (Obrázek 55, Obrázek 56), což se experimentálně jeví jako nejlepší možnost filtrace. Ačkoliv byla použita filtrace pro největší zvýraznění vlny J, tedy vlny, která by měla korelovat s R vlnou u EKG signálu, stále je signál velmi nekvalitní. Je to pravděpodobně z toho důvodu, že měřené subjekty byly velmi neklidné. Zejména koza, což je tento případ, měla tento BKG signál velmi nekvalitní, jelikož měření tohoto signálu bylo z důvodu neklidu zvířete poměrně složité a vznikaly artefakty, např. neudržením senzoru na stejném místě, dalšími pohybovými artefakty, pocházejícími od zvířete, svalovým třesem a neklidem.



Obrázek 55 BKG křivka kozy před a po filtraci



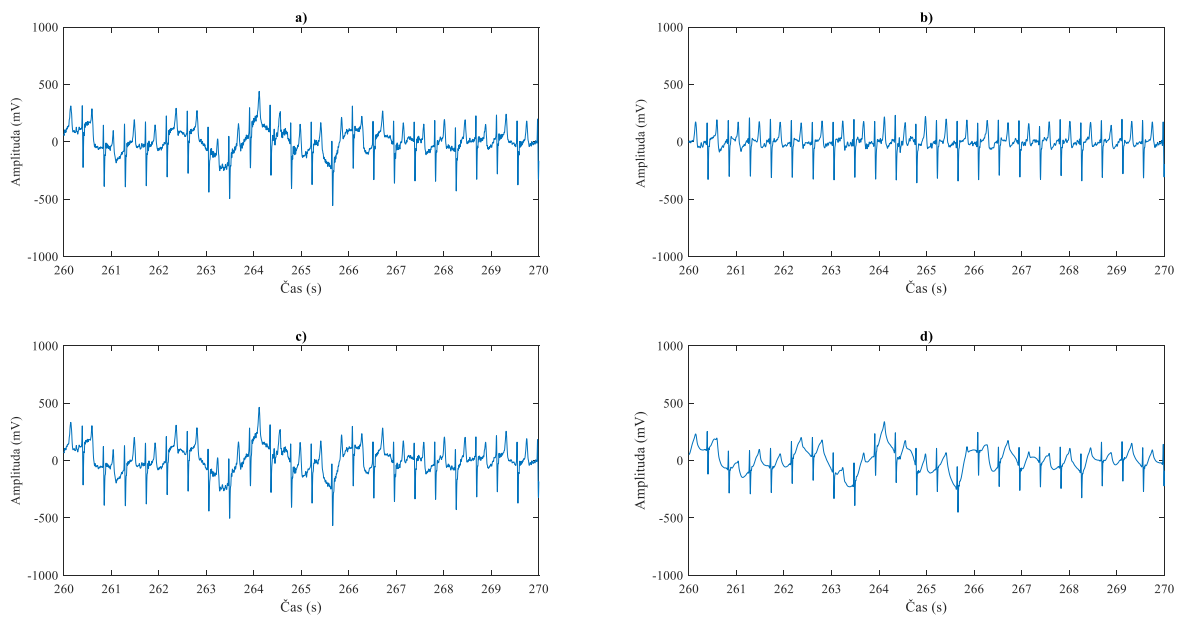
Obrázek 56 Spektrum BKG křivky kozy před a po filtraci

3.2.2 Zpracování EKG signálů gravidní kozy

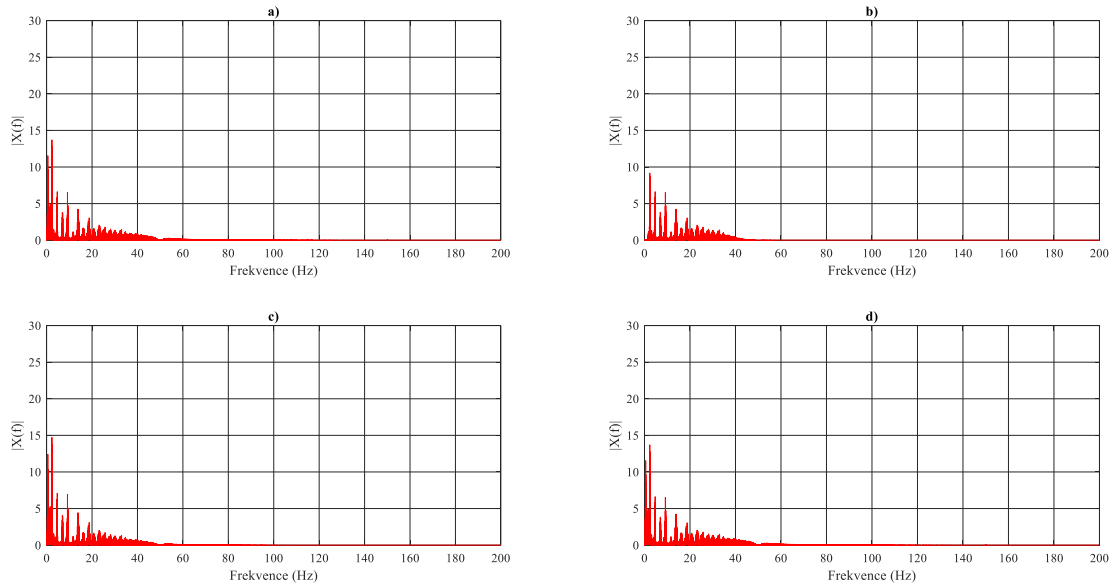
U březí kozy došlo k měření subjektu pomocí šesti svodů, 5 z nich však bylo určeno k měření srdečních ozev plodů, proto pro další analýzu byl použit pouze jeden signál, a to ten, který reprezentuje srdeční aktivitu matky.

Filtrace

Nejprve ze všeho proběhlo srovnání filtrace pomocí 3 typů filtrů, a to filtr typu pásmová propust Butterworth (mezní frekvence 2 a 40 Hz), dále filtr s konečnou impulzní odezvou s mezními frekvencemi 2 a 40 Hz, a filtrace pomocí vlnkové transformace s využitím vlnky typu Symlet 4 (Obrázek 57, Obrázek 58). Porovnáním amplitudových spekter byla pro následnou analýzu vybrána filtrace pomocí Butterworthova filtru, jelikož byla nejlepší pro filtraci vysokofrekvenčních složek, které se v ostatních spektrech nacházejí, ačkoliv s malou amplitudou.



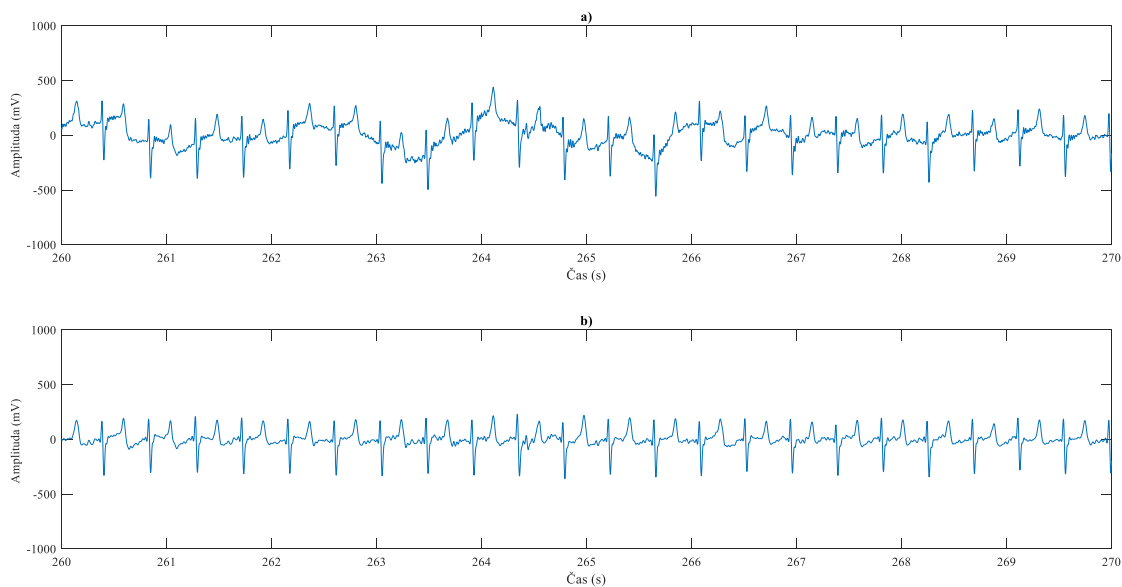
Obrázek 57 Původní signál a signál po filtraci březí kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



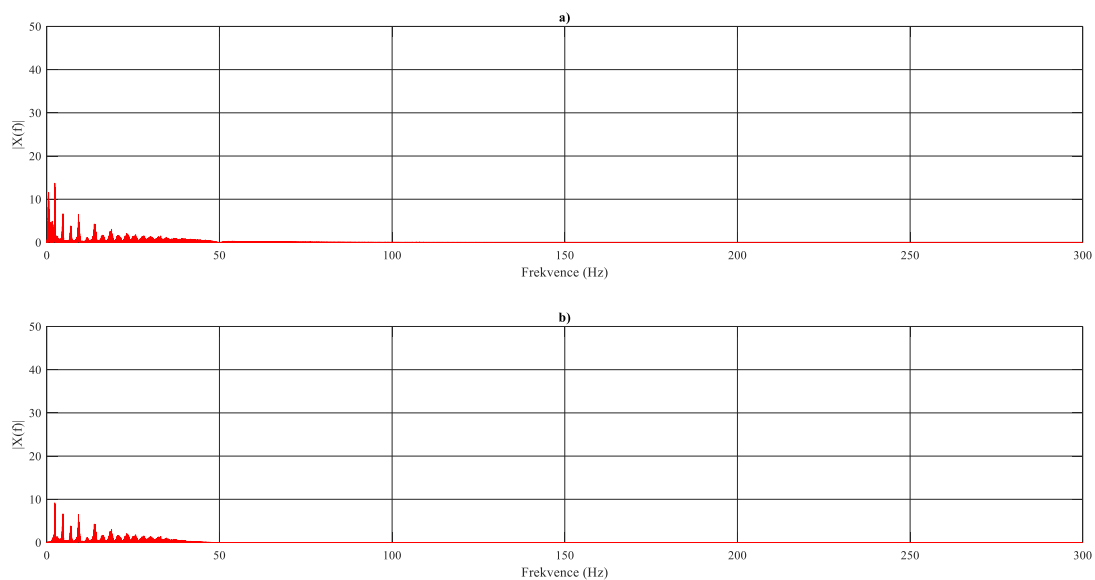
Obrázek 58 Spektrum původního signálu a filtrovaných signálů březí kozy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.

Předzpracování signálu

Původní signál byl upraven pomocí filtrace Butterworthovým filtrem s mezními frekvencemi 2 a 40 Hz, podle spektra je zřejmé, že 50 Hz složku zde můžeme zanedbat a není třeba použít filtr odstraňující síťové rušení. Korekce nulové izolinie byla provedena, jak je vidět na výsledném signálu (Obrázek 59, Obrázek 60).



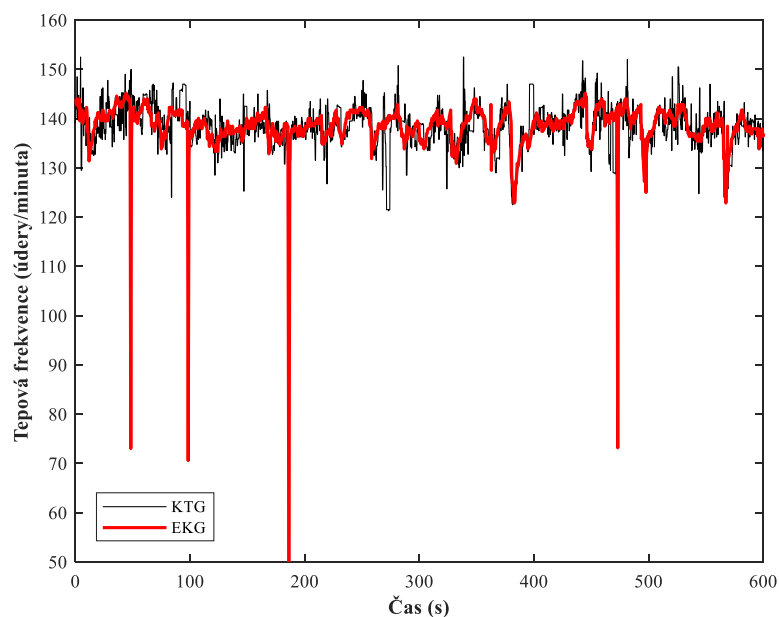
Obrázek 59 Původní a zpracovaný signál březí kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



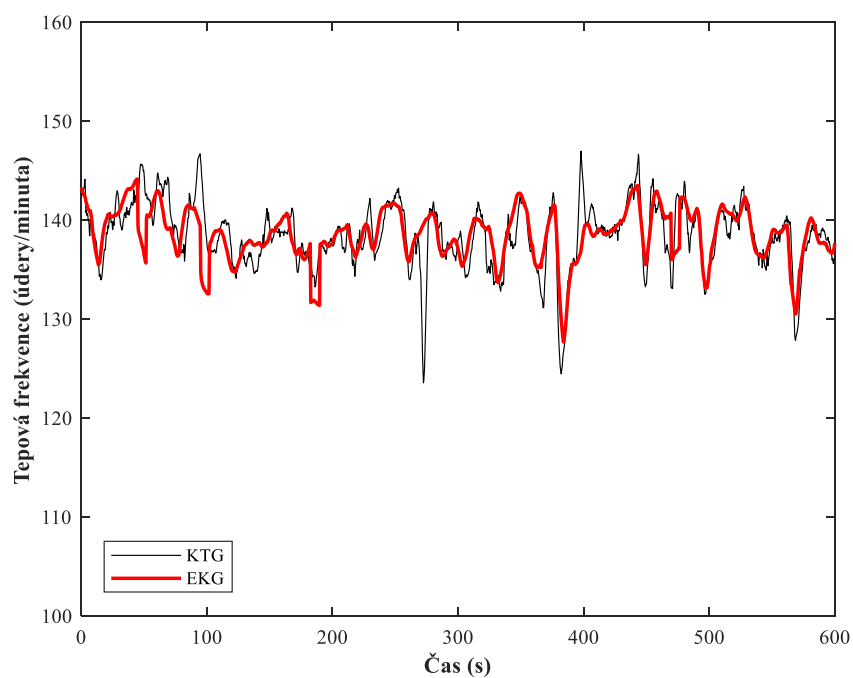
Obrázek 60 Spektrum původního a zpracovaného signálu březí kozy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.

Křivka tepové frekvence

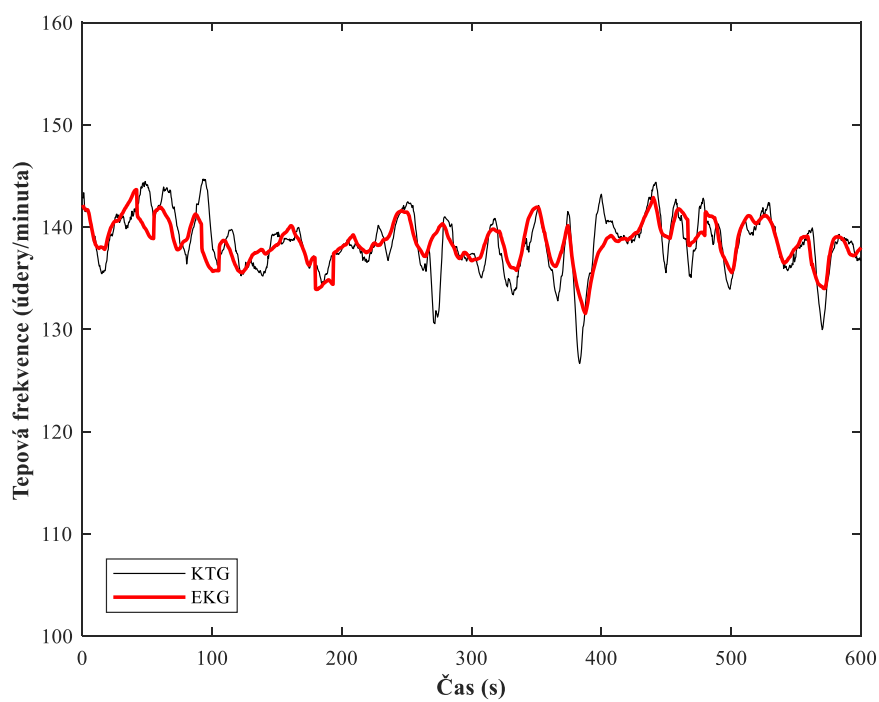
Křivka tepové frekvence byla vyhodnocována z detekce R vrcholů jednotlivých QRS komplexů, detekovaných detektorem, využívajícím opět adaptivní prahování, následného výpočtu RR intervalů, a z tohoto sestavením tepové křivky v čase (Obrázek 61, Obrázek 62, Obrázek 63). V tomto případě byla tepová křivka porovnávána se záznamem z kardiokografu, který zaznamenával srdeční aktivitu matky. Na jednotlivých grafických výstupech lze pozorovat změny signálu při použití různých hodnot klouzavého průměru. Klouzavý průměr je funkce, která vybere zvolený počet vzorků signálu, zprůměruje je a poté se posune na další část signálu, a takto až do konce. Tímto způsobem lze signál uhladit a odstranit hodnoty, které jsou zjevně chybné či velmi vychýlené ze signálového trendu.



Obrázek 61 Srovnání průběhu tepové frekvence březí kozy naměřené z EKG a KTG s hodnotou klouzavého průměru 1.



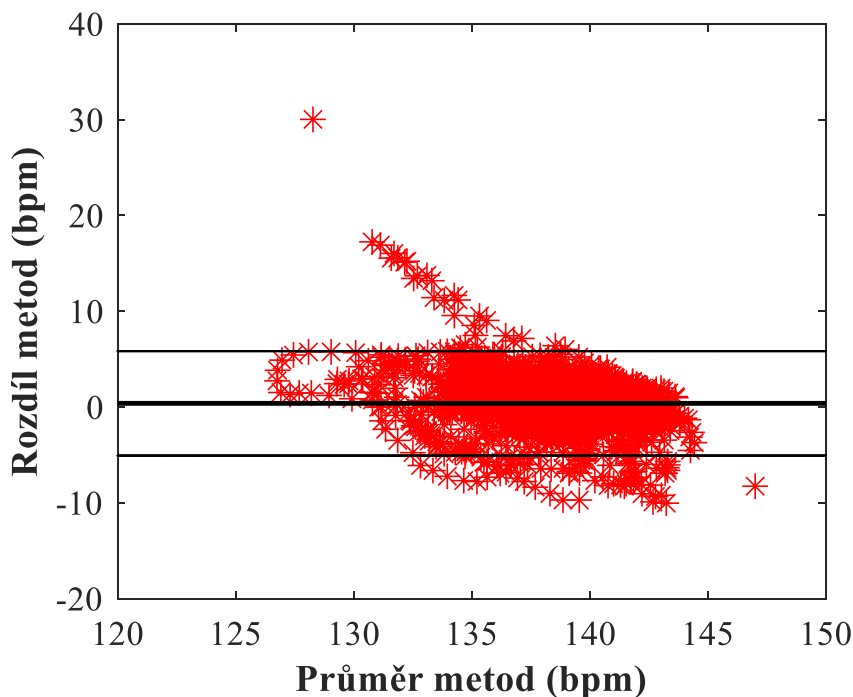
Obrázek 62 Srovnání průběhu tepové frekvence březí kozy naměřené z EKG a KTG s hodnotou klouzavého průměru 15.



Obrázek 63 Srovnání průběhu tepové frekvence březí kozy naměřené z EKG a KTG s hodnotou klouzavého průměru 30.

Porovnání pomocí Bland-Altmanova grafu

Jelikož u tohoto měřeného subjektu došlo k měření tepové frekvence přímou metodou, tedy pomocí kardiokotografu, mohlo v tomto případě dojít ke srovnání metod pomocí Bland-Altmanova grafu (Obrázek 64). Z grafu lze vyhodnotit, že obě metody jsou poměrně přesné, jelikož jsou téměř všechna data v rozmezí 95% intervalu.



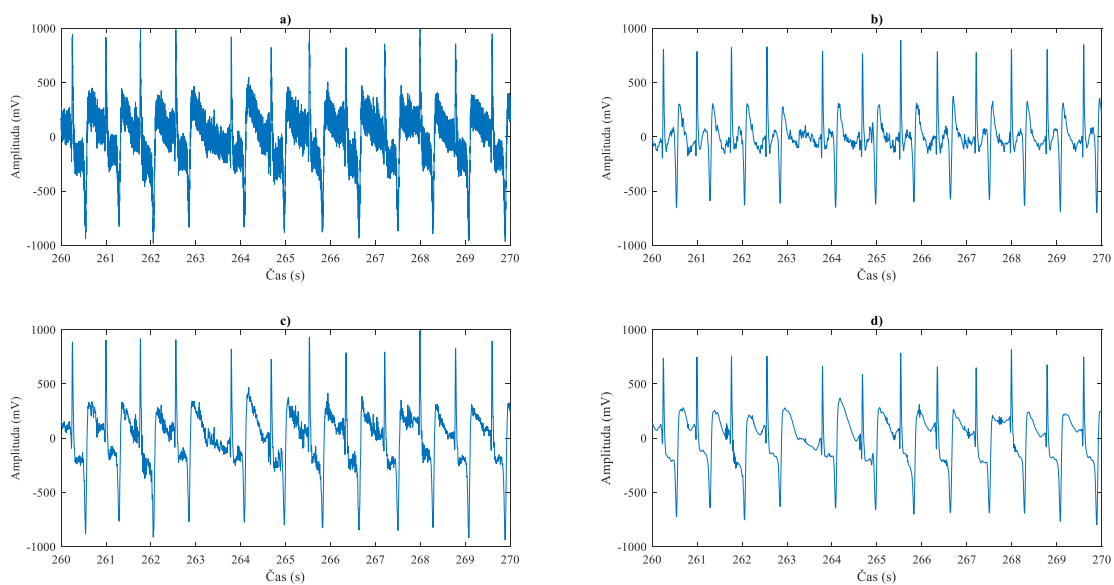
Obrázek 64 Bland-Altmanův graf pro srovnání HR z EKG a KTG.

3.2.3 Zpracování EKG signálů skotu domácího

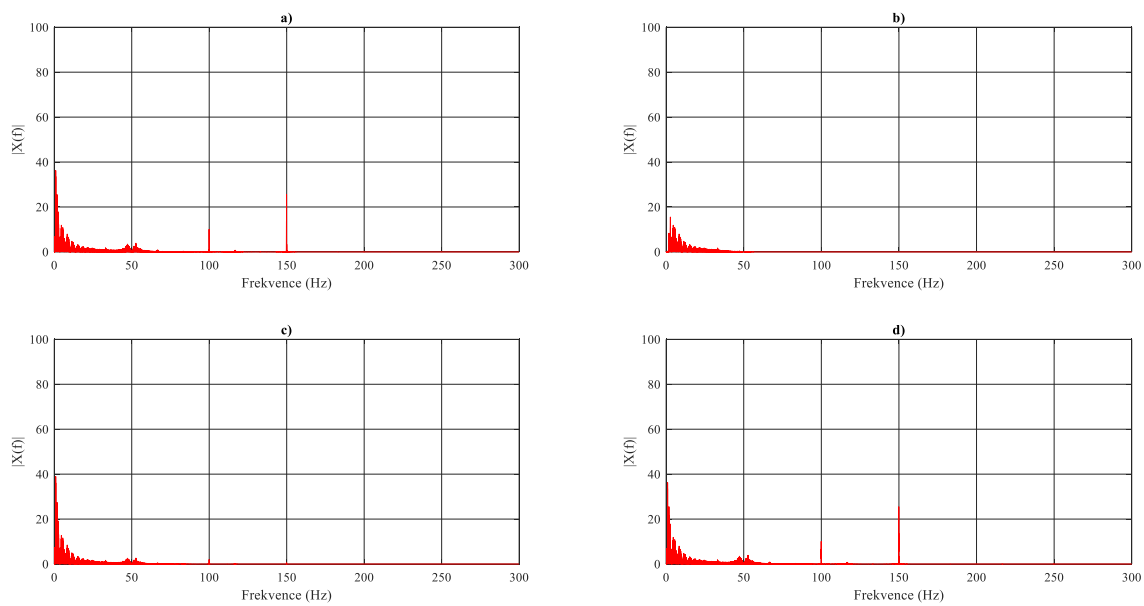
Naměřený signál EKG byl následně analyzován pomocí SW Matlab, byla na něm otestována filtrace, následně byl předzpracován, byly detekovány R vrcholy a zobrazena křivka tepové frekvence v čase. Byly použity signály ze 2 svodů LA a RA.

Filtrace

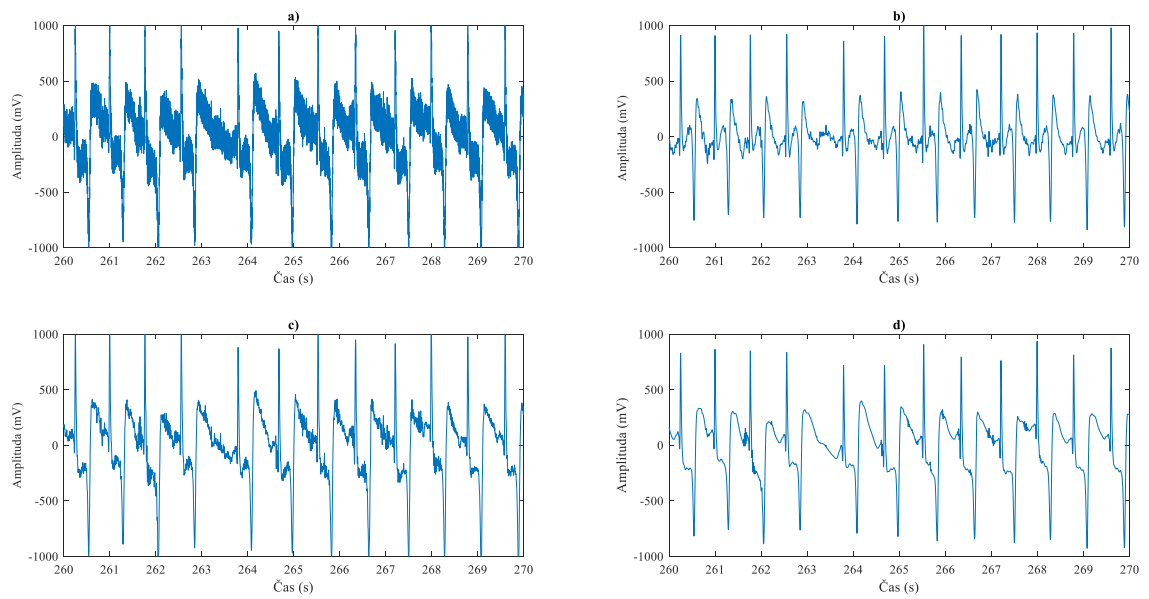
Rovněž u tohoto měřeného subjektu došlo nejprve k porovnání filtrů (Obrázek 65, Obrázek 67). Jako nejvhodnější se zde zdá filtr Butterworthovo typu pásmová propust, jelikož je schopen dobře odfiltrovat i 50 Hz rušení, které se promítá do vyšších frekvencí (ve 100 a 150 Hz), což je viditelné na amplitudovém spektru signálu (Obrázek 65, Obrázek 67) pro oba svody.



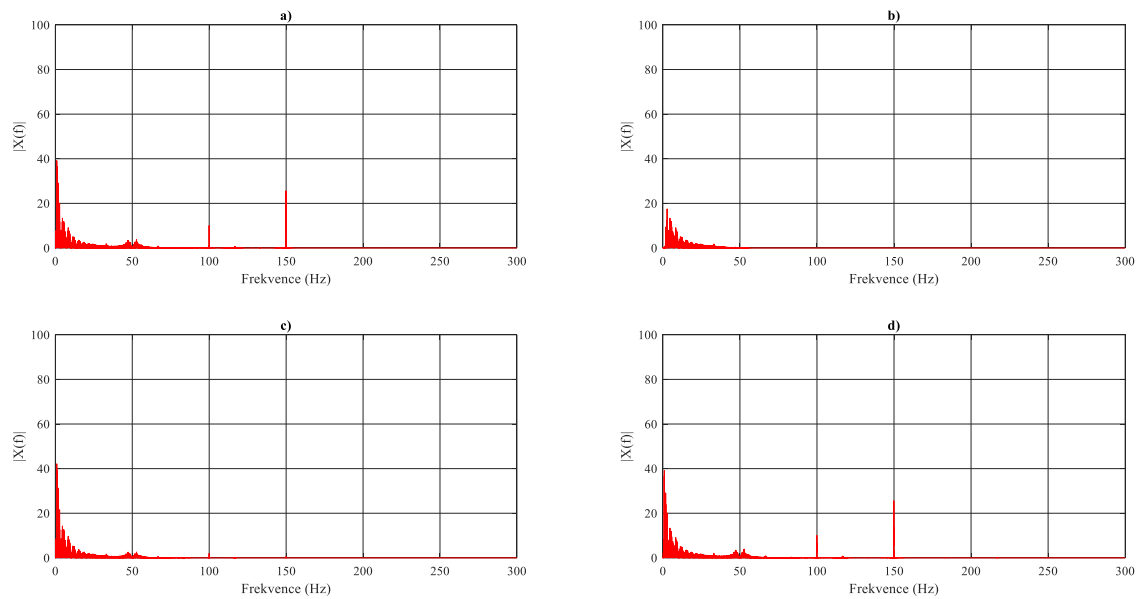
Obrázek 65 Původní a filtrovaný signál pro svod LA krávy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



Obrázek 66 Spektra původního a filtrovaného signálu pro svod LA krávy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



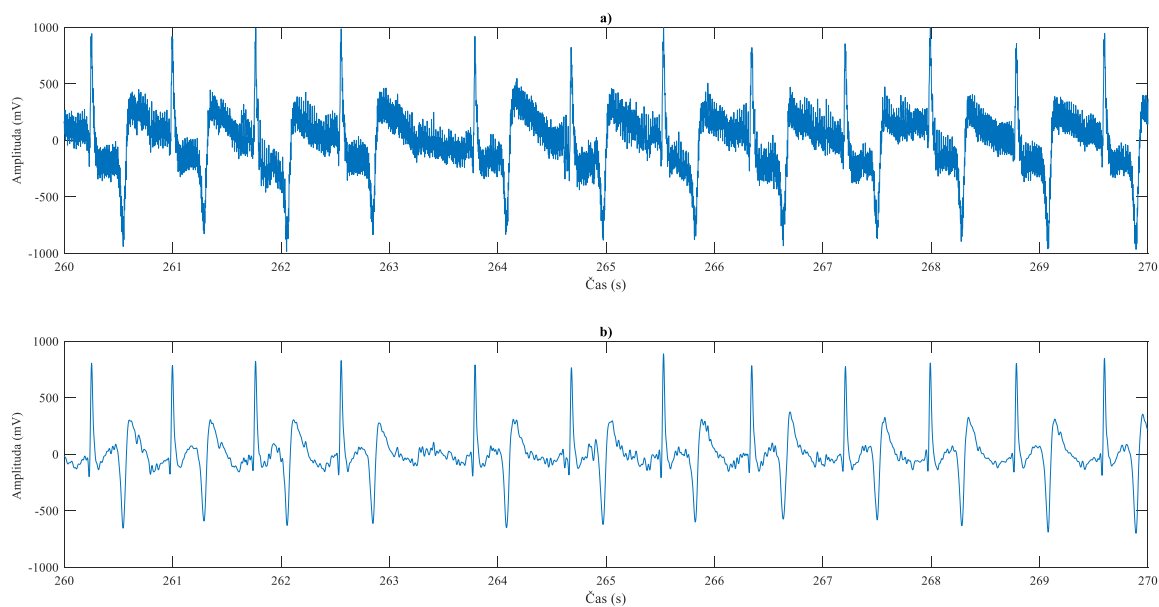
Obrázek 67 Původní a filtrovaný signál pro svod RA krávy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



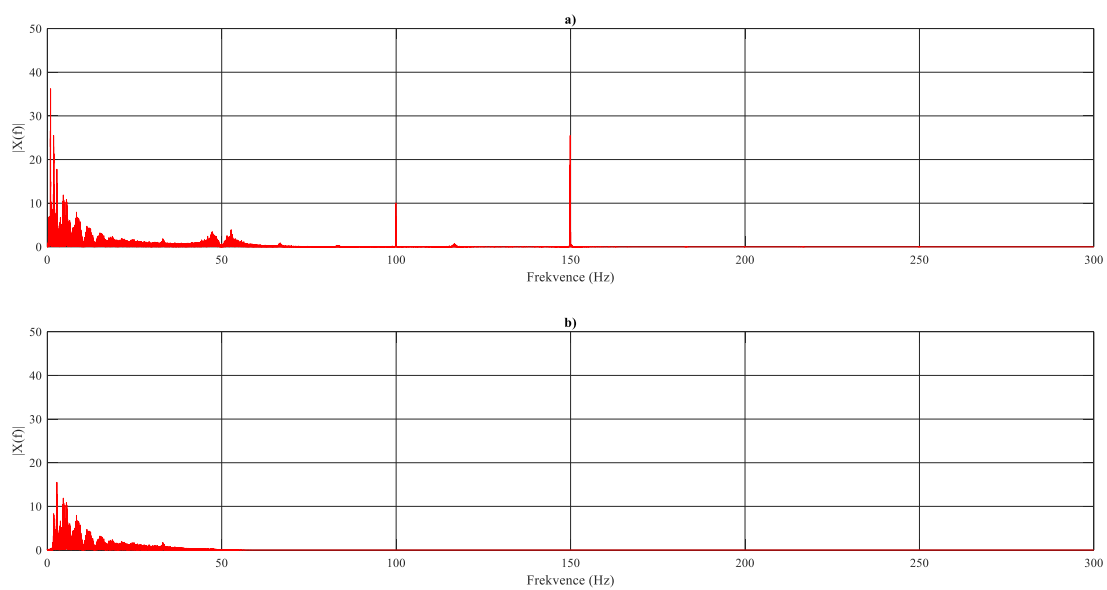
Obrázek 68 Spektra původního a filtrovaného signálu pro svod RA krávy: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.

Předzpracování signálu

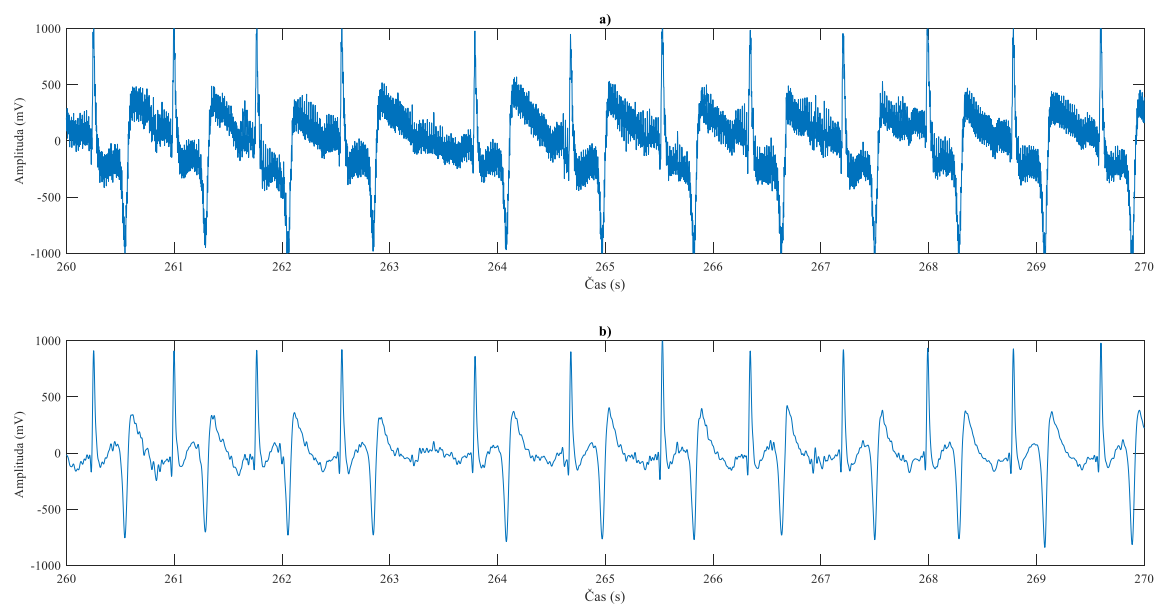
Pro další analýzu signálu bylo třeba původní signál dále upravit, a to nejprve použitím pásmové propusti typu Butterworth s mezními frekvencemi 2 a 40 Hz, dále byla provedena korekce nulové izolinie. Jednotlivé výstupy jsou zobrazeny na obrázcích (Obrázek 69, Obrázek 70, Obrázek 71, Obrázek 72) pro různé svody.



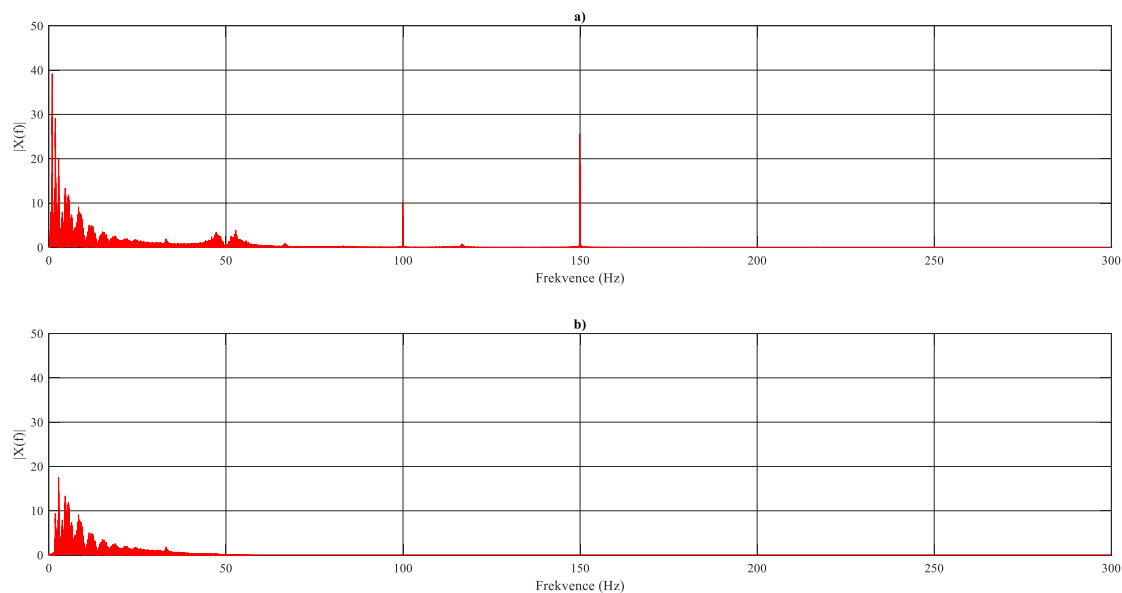
Obrázek 69 Původní a zpracovaný signál pro svod LA krávy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



Obrázek 70 Spektra původního a zpracovaného signálu pro svod LA krávy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



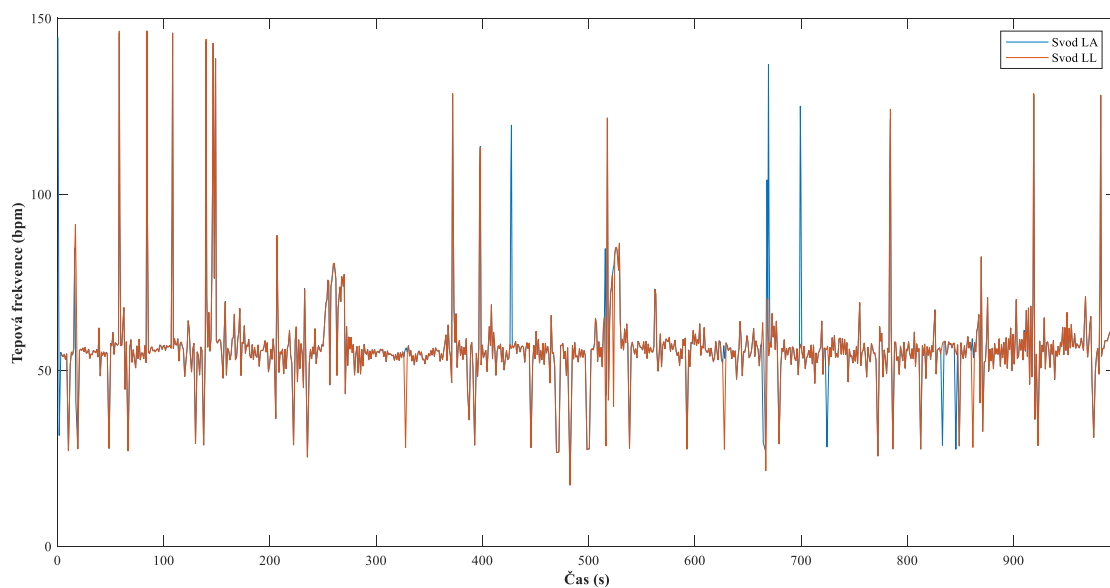
Obrázek 71 Původní a zpracovaný signál pro svod RA krávy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



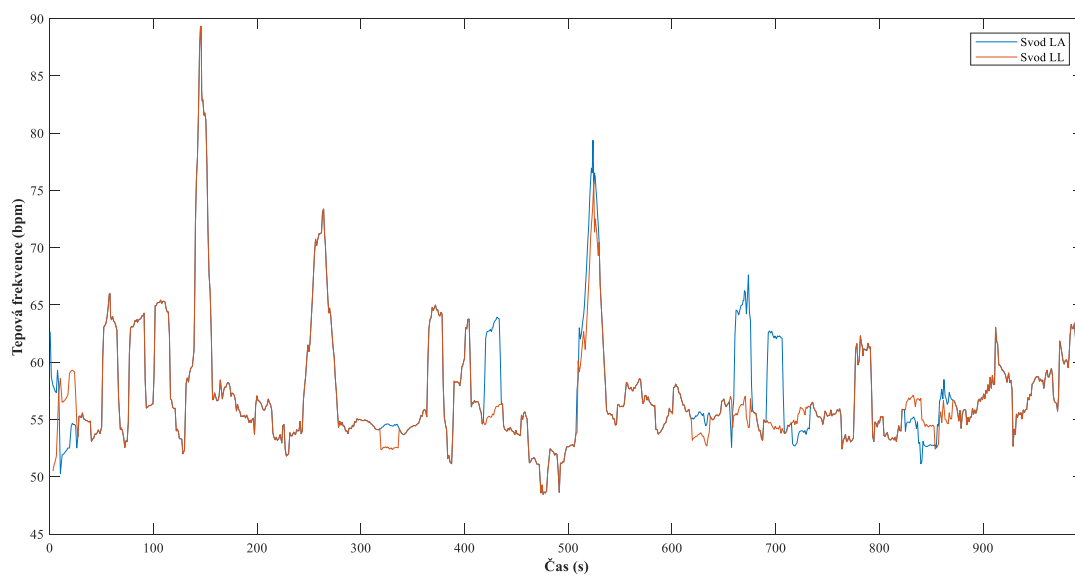
Obrázek 72 Spektra původního a zpracovaného signálu pro svod RA krávy: a) původní signál, b) filtrovaný signál.

Křivka tepové frekvence v čase

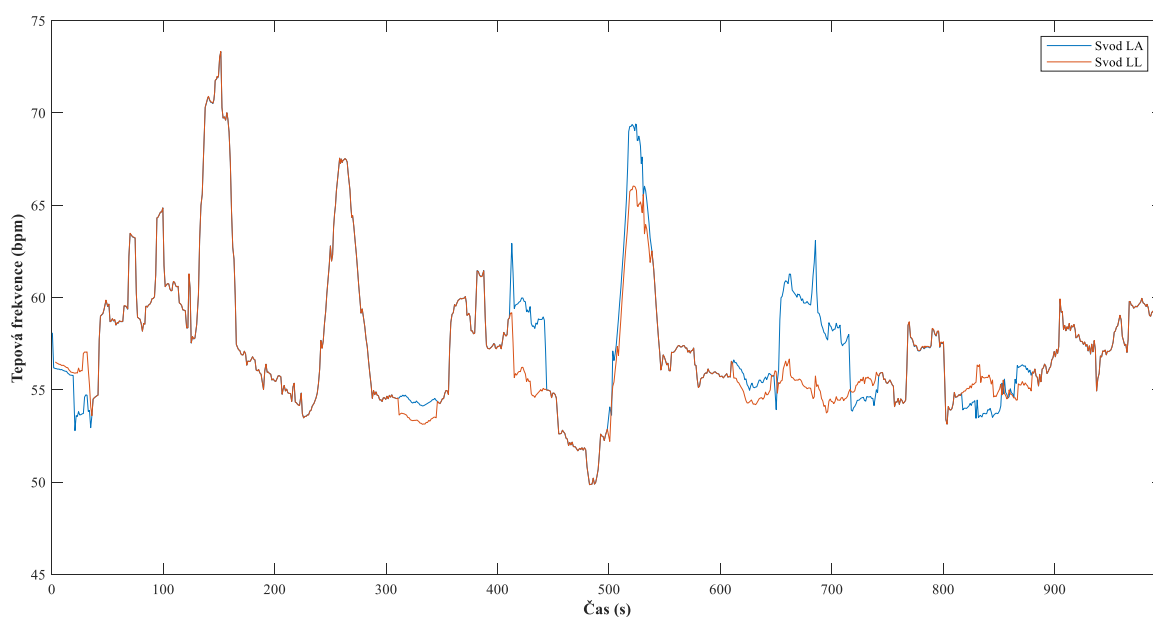
Křivka tepové frekvence v čase byla vyhodnocována pomocí detekce R vrcholů, následného vypočtení RR intervalů a poté výpočtem tepové frekvence v čase (Obrázek 73, Obrázek 74, Obrázek 75). Na následujících obrázcích lze vidět porovnání křivek tepové frekvence pro dva různé svody LA a LL, lze vidět, že hodnoty pro oba svody se navzájem poměrně shodují, což je více zjevné pro vyšší hodnoty klouzavého průměru, který má za úkol signál uhladit a odstranit hodnoty, které jsou mimo pásmo. Kráva má výrazně nižší tepovou frekvenci než předchozí měřené subjekty, což je ale fyziologické.



Obrázek 73 Srovnání průběhu tepové frekvence z jednotlivých svodů krávy s hodnotou klouzavého průměru 1.



Obrázek 74 Srovnání průběhu tepové frekvence z jednotlivých svodů krávy s hodnotou klouzavého průměru 15.

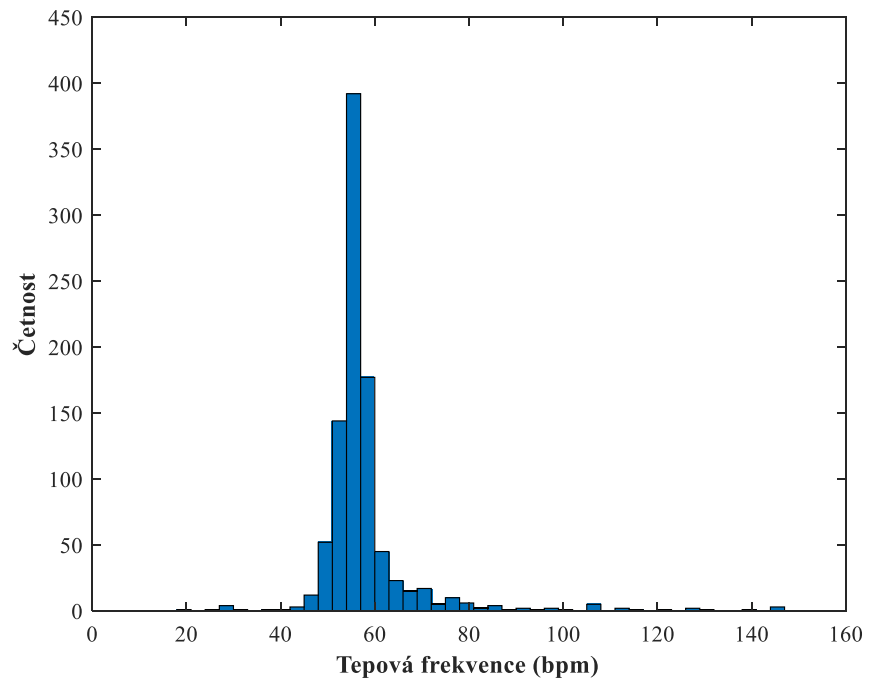


Obrázek 75 Srovnání průběhu tepové frekvence z jednotlivých svodů krávy s hodnotou klouzavého průměru 30.

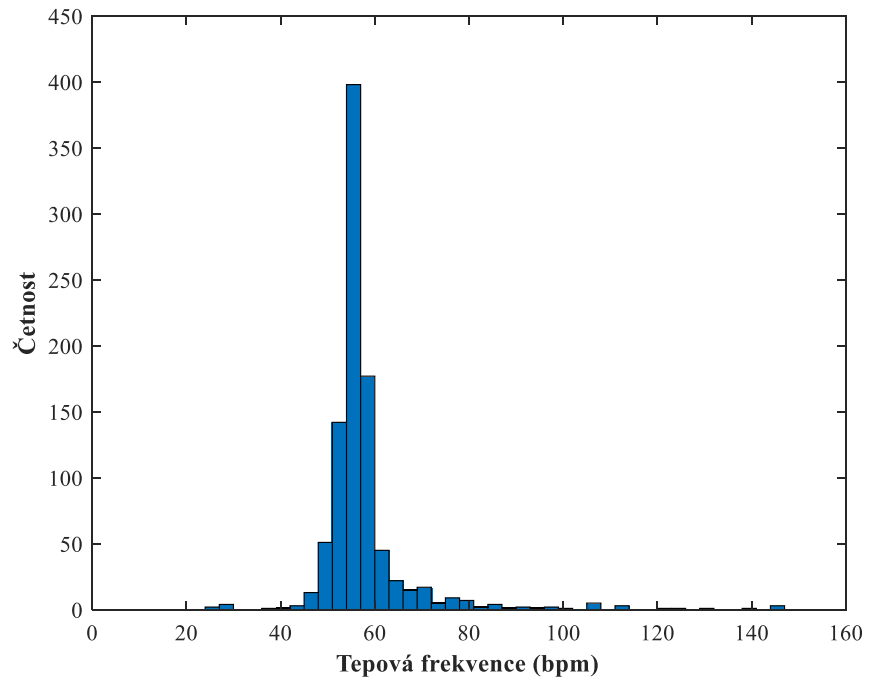
Průměrně hodnoty tepových frekvencí jsou v tabulce (Tabulka 7), průměrná hodnota tepové frekvence skotu domácího je mezi 48 a 84 úderů za minutu, takže měřený subjekt měl fyziologickou tepovou frekvenci. Kráva byla během měření znehybněna, což také odpovídá výsledkům měření, jelikož zde nebyl takový výrazný vliv pohybových artefaktů. Protože stání v boxu pro krávu není nijak stresující, hodnoty tepové frekvence tomu také neodpovídají, jelikož nejsou nijak zvýšené, takže lze usoudit, že kráva byla během měření v klidu. Pro jednotlivé svody byly také vytvořeny histogramy jejich rozložení, které jsou na obrázcích (Obrázek 76, Obrázek 77).

Tabulka 7 Průměrné hodnoty TF a další parametry pro jednotlivé svody krávy: SDNN = směrodatná odchylka RR intervalů, NN50 = počet RR intervalů delších než 50 ms, rMSSD = efektivní hodnota RR intervalů při normálním sinusovém rytmu.

Označení svodu	Průměrná tepová frekvence (úderů/min)	SDNN (s)	NN50	RMSSD (s)
LA	57,94	13,32	934	13,32
RA	57,89	12,89	930	12,58



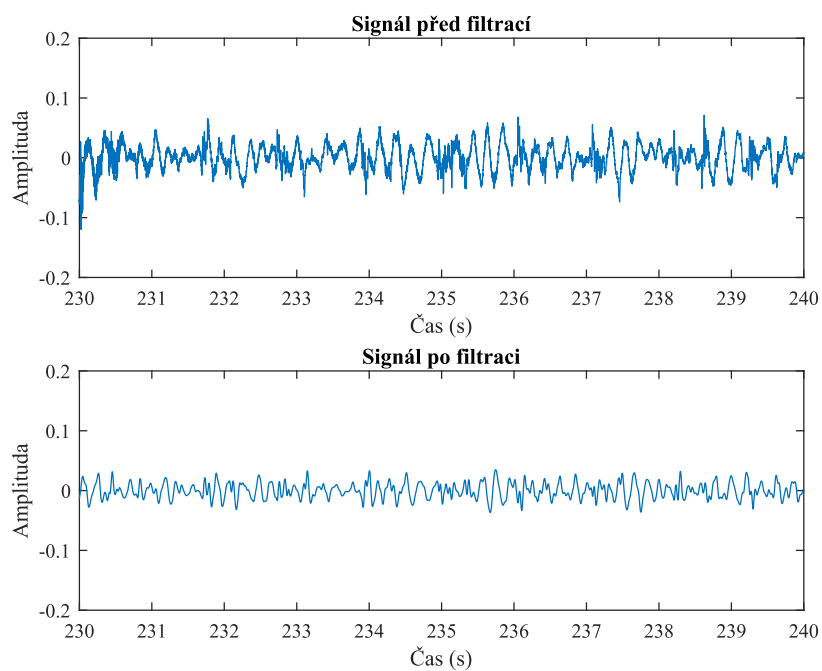
Obrázek 76 Histogram rozložení tepové frekvence krávy pro svod LA.



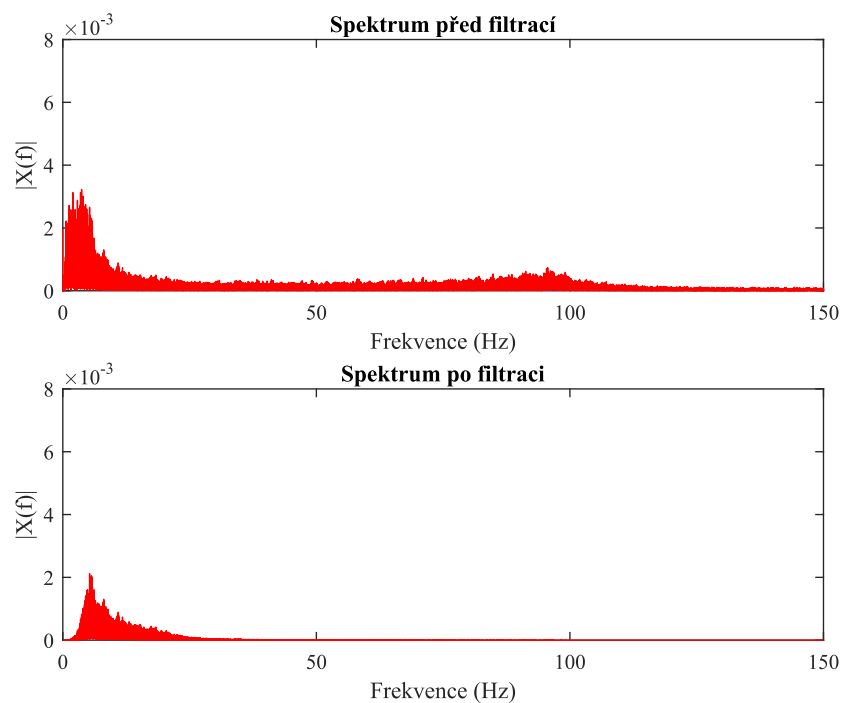
Obrázek 77 Histogram rozložení tepové frekvence krávy pro svod RA.

Zpracování křivky BKG

Byla použita kombinace filtrace Butterworthův filtr typu pásmová propust s mezními frekvencemi 5 a 20 Hz a filtr, založený na vlnkové transformaci s úrovní rozkladu 3 a použití vlnky typu symlet4 (Obrázek 71, Obrázek 79). Opět lze soudit, že signál je velmi nekvalitní, jelikož na něm absolutně nejde rozeznat jednotlivé vrcholy, které by u balistokardiografického signálu měly být. Vzhledem k tomu, že kráva byla během měření v klidu, lze soudit, že byl pravděpodobně špatně umístěn senzor pro zaznamenávání, nebo tato metoda není pro analýzu srdeční frekvence skotu vhodná.



Obrázek 78 BKG křivka před a po filtraci.



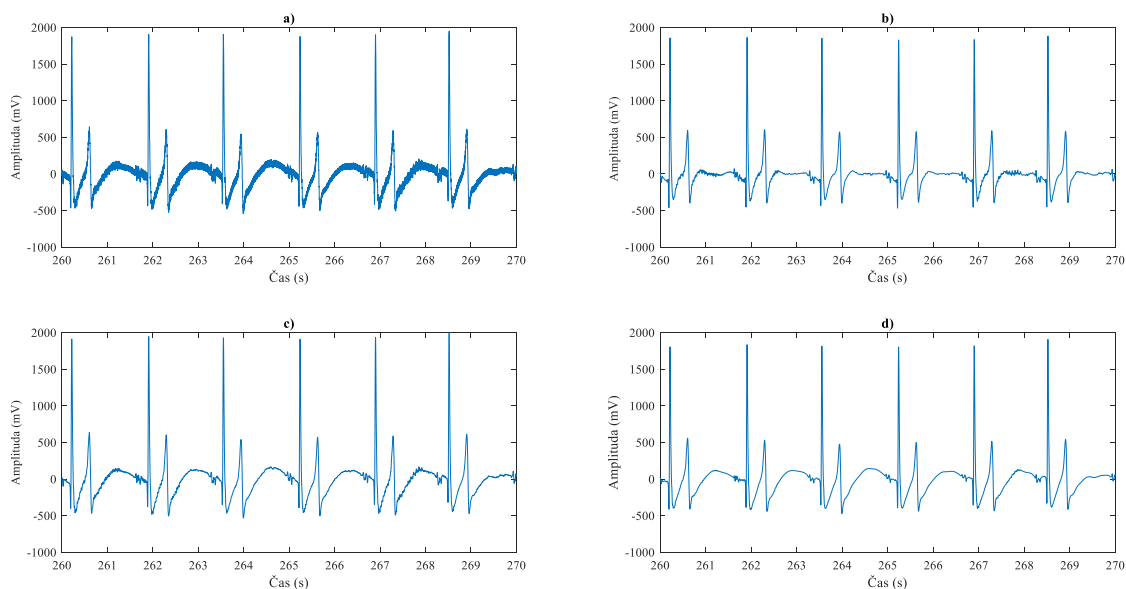
Obrázek 79 Spektrum před a po filtraci BKG křivky

3.2.4 Zpracování EKG signálů koně

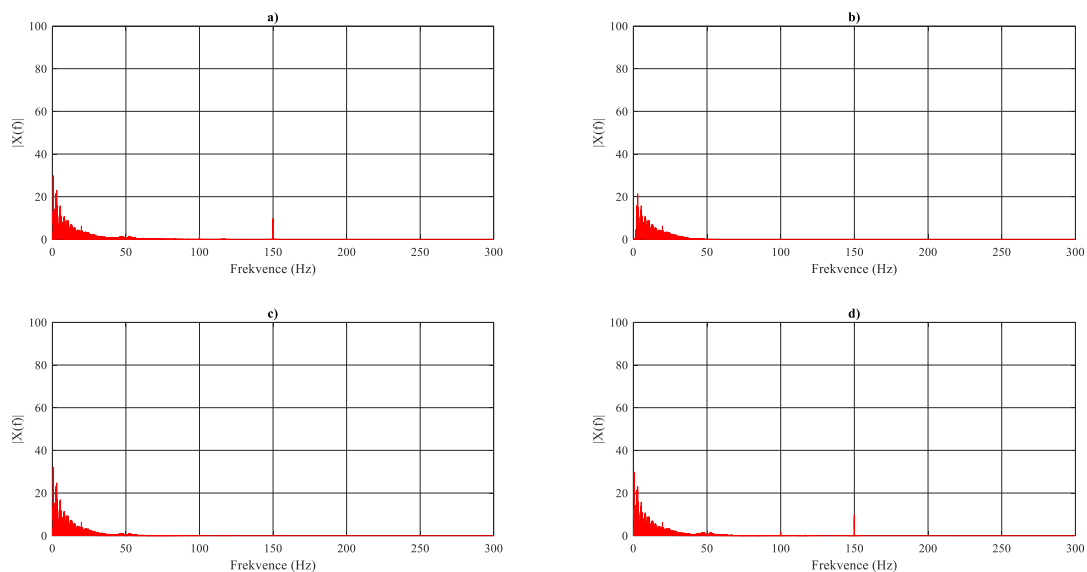
U koně byla snaha měřit opět 3 svodové EKG, nicméně relevantní byly pouze záznamy ze svodů LL a LA, proto budeme pro další analýzu používat pouze je.

Filtrace signálu

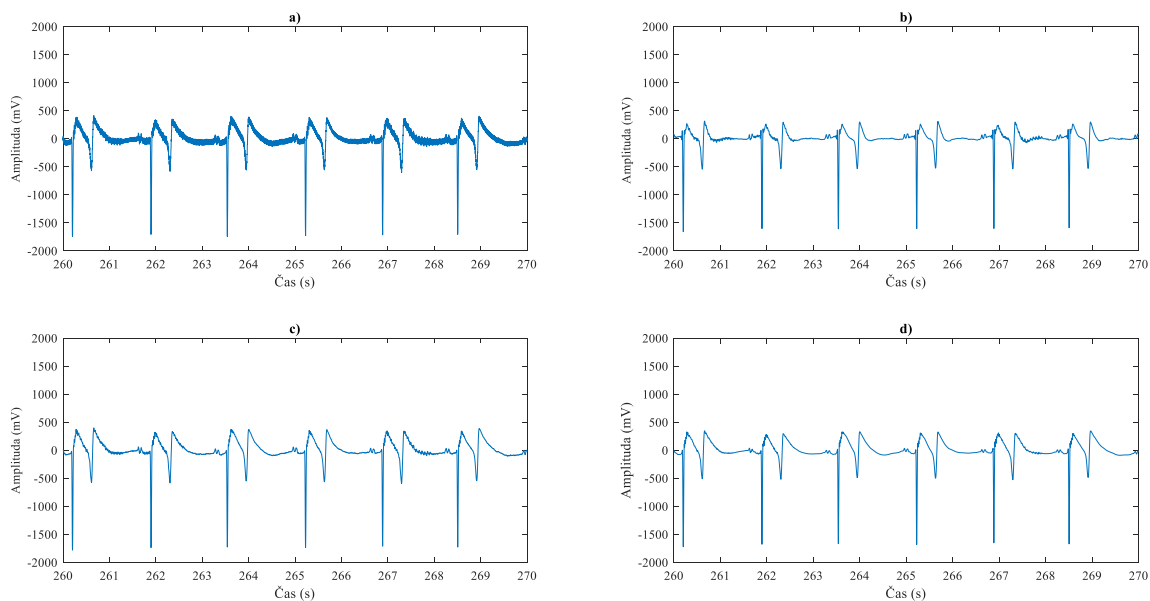
Oproti předchozím měřeným subjektům je zjevné, že vrcholy QRS komplexů koně jsou mnohem vyšší než u ostatních subjektů. Kůň má také velmi výraznou vlnu T, což je ale fyziologické a je to popsáno v kapitolách výše, nepoukazuje to tedy na jakékoliv onemocnění koně. Pro filtraci byly vyzkoušeny opět 3 filtry, a to Butterworthův, FIR filtr a filtr založený na vlnkové transformaci (Obrázek 80, Obrázek 82). Ze spekter (Obrázek 81, Obrázek 83) jednotlivých vyfiltrovaných signálů je zjevné, že nejvhodnější bude filtr typu Butterworth, který budeme používat pro další zpracování, a to u všech svodů.



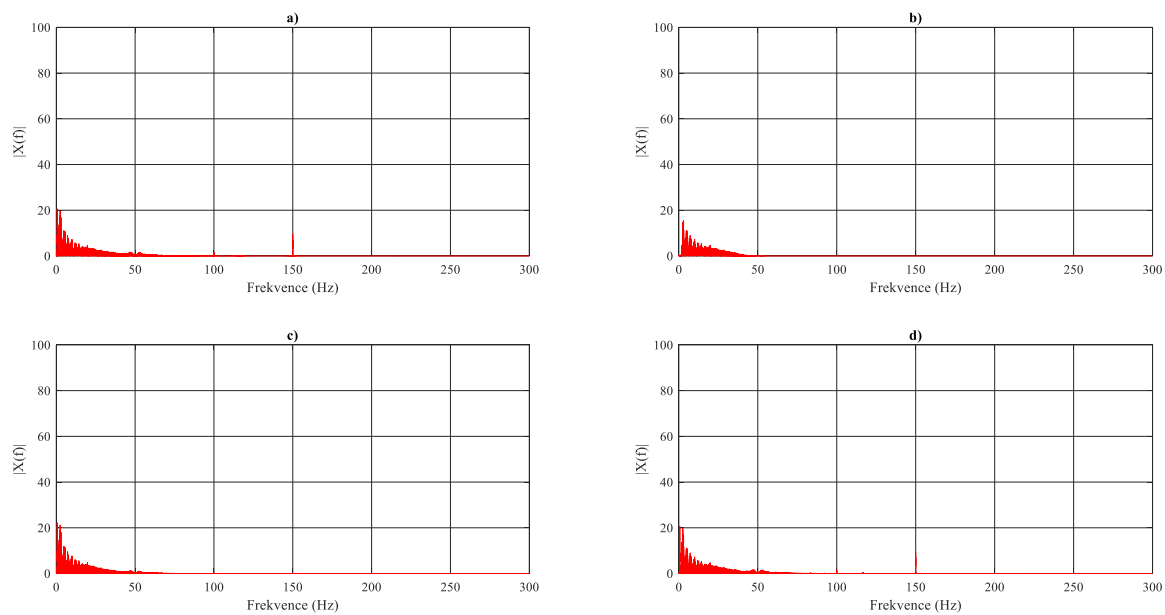
Obrázek 80 Signál před a po filtraci pro svod LL koně: a) původní signál, b) signál filtrovaný Butterworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



Obrázek 81 Spektrum před a po filtraci pro svod LL: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



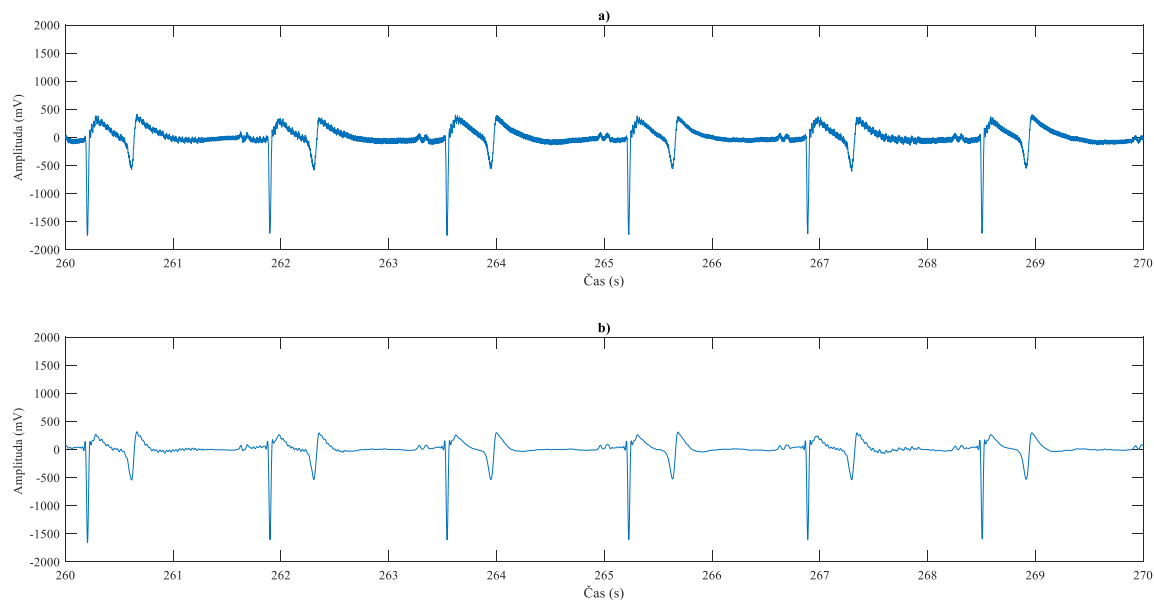
Obrázek 82 Původní a filtrovaný signál pro svod LA koně: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



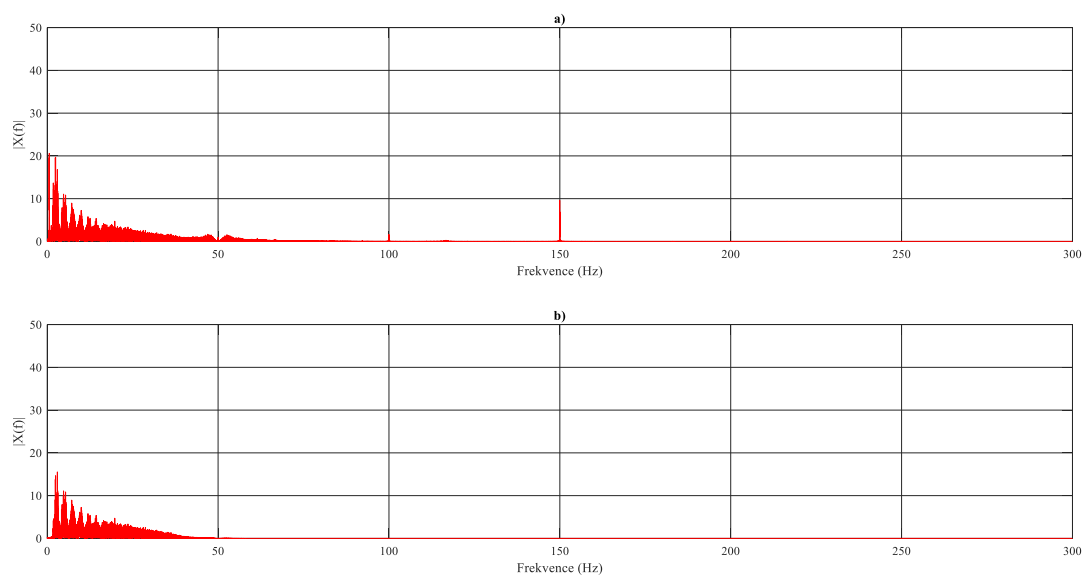
Obrázek 83 Spektrum původního a filtrovaného signálu pro svod LA koně: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.

Předzpracování signálu

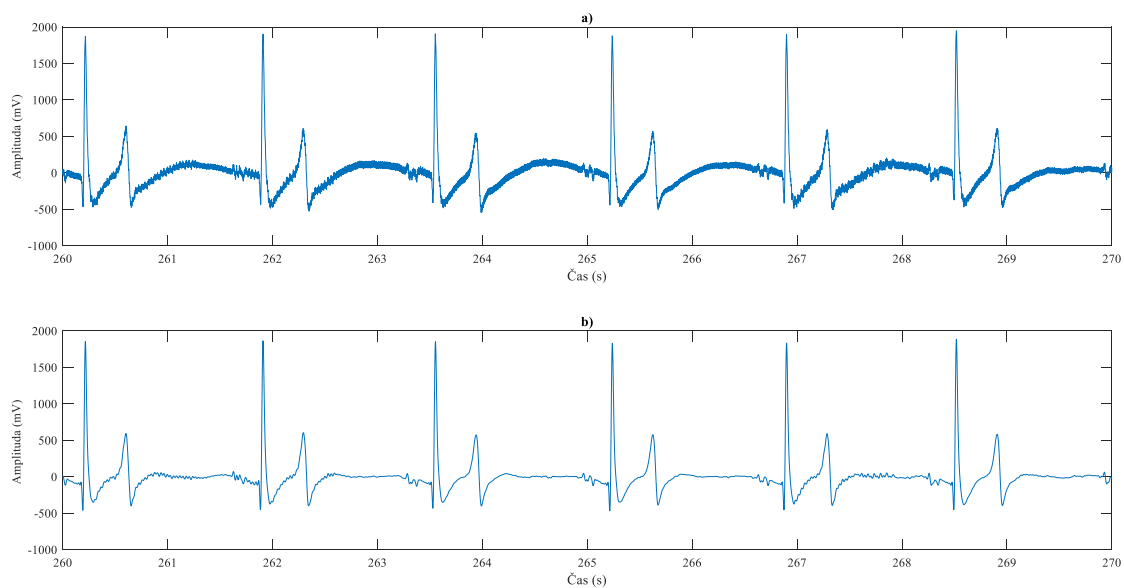
Jak již bylo zmíněno pro filtraci byl využit Butterworthův filtr s mezními frekvencemi 2 a 40 Hz, poté byla u signálu srovnána nulová izolinie. Takto byl signál upraven pro všechny svody (Obrázek 84, Obrázek 85, Obrázek 86, Obrázek 87).



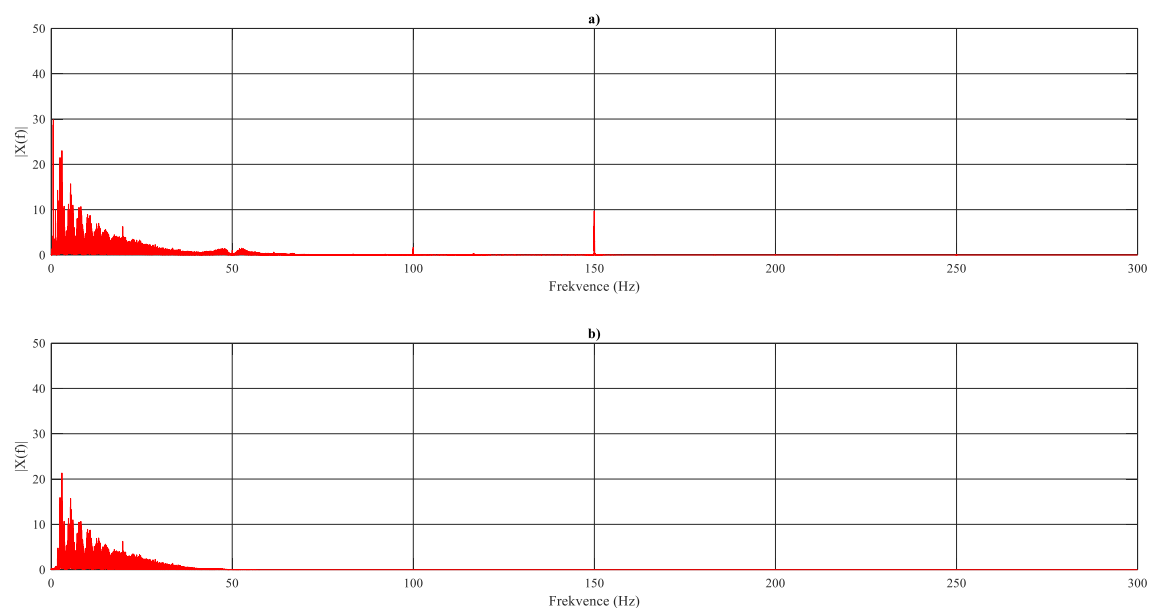
Obrázek 84 EKG signál koně před a po filtraci pro svod LA koně: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



Obrázek 85 Spektrum EKG signálu před a po filtraci pro svod LA koně: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



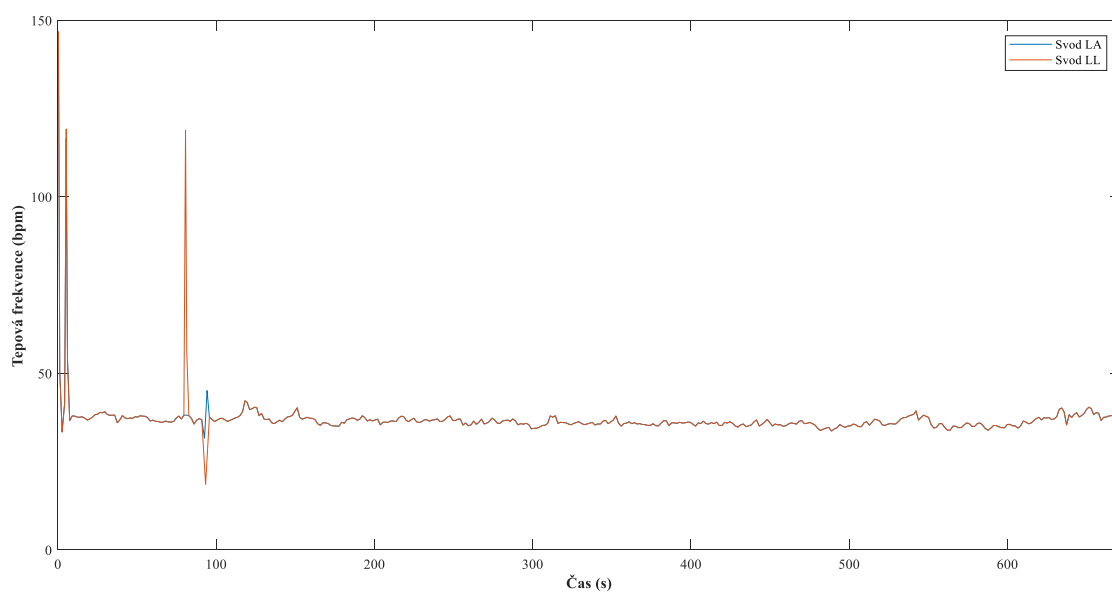
Obrázek 86 Signál před a po filtraci pro svod LL koně : a) původní signál, b) filtrovaný signál.



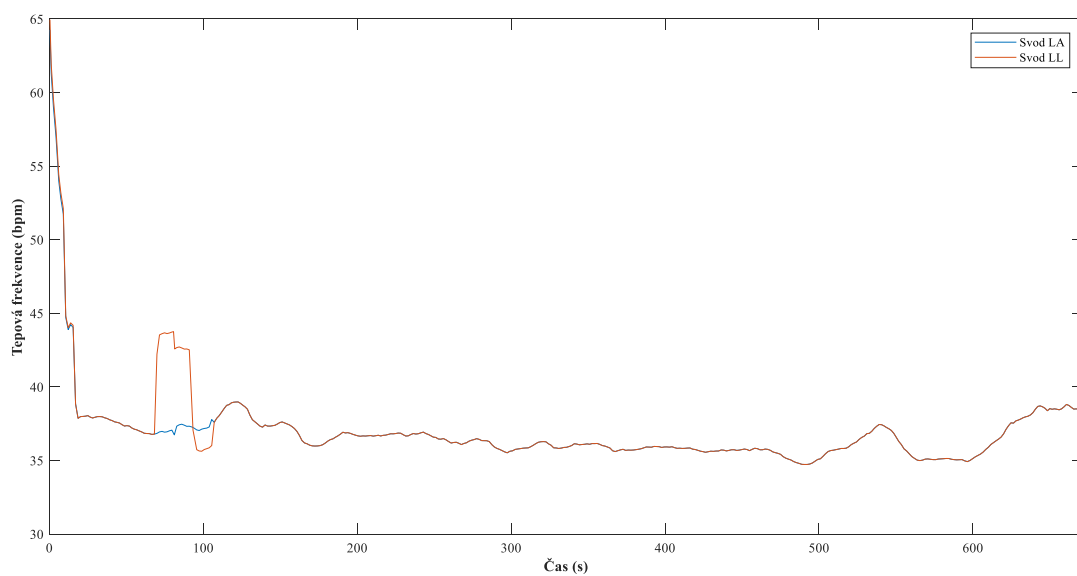
Obrázek 87 Spektrum před a po filtraci pro svod LL koně: a) původní signál, b) filtrovaný signál.

Křivka tepové frekvence v čase

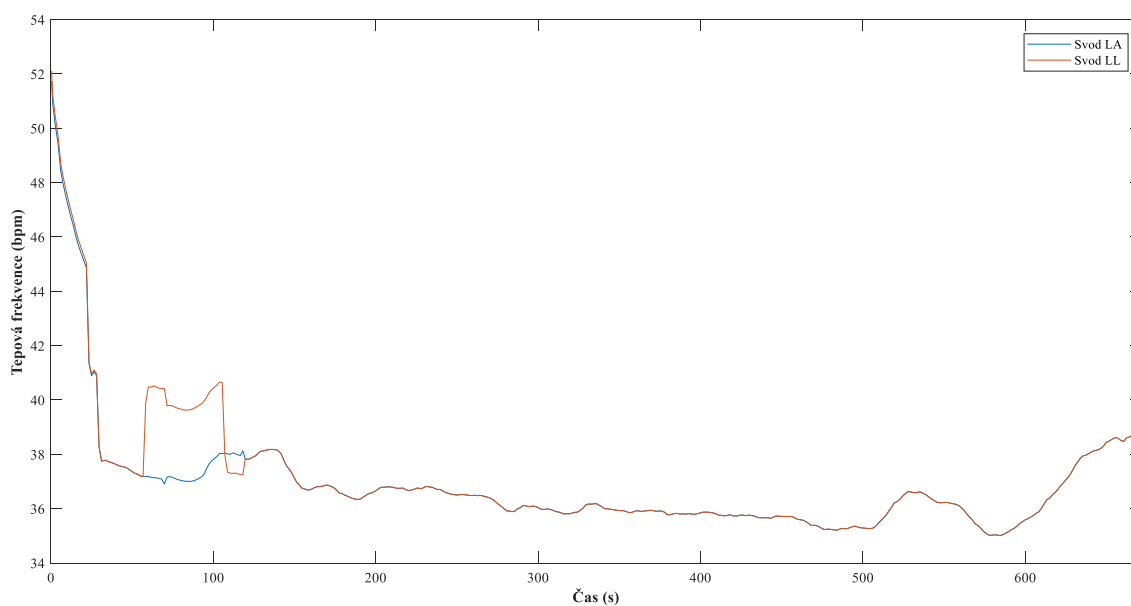
Křivka tepové frekvence byla vyhodnocována stejně jako v přechozích případech. Z grafu (Obrázek 88, Obrázek 89, Obrázek 90) je zjevné, že tento měřený subjekt měl během zaznamenávání EKG mnohem nižší tepovou frekvenci než ostatní subjekty, což je pro koně fyziologické (u koňů je hodnota tepové frekvence mezi 32 a 36 úderů za minutu).



Obrázek 88 Křivka tepové frekvence v čase pro jednotlivé svody koně s hodnotou klouzavého průměru 1.



Obrázek 89 Křivka tepové frekvence v čase pro jednotlivé svody koně s hodnotou klouzavého průměru 15.

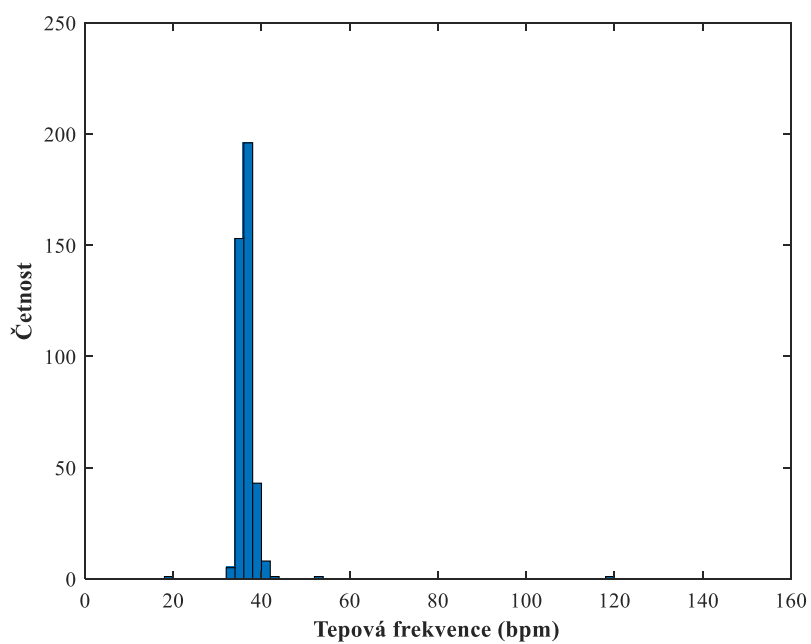


Obrázek 90 Křivka tepové frekvence v čase pro jednotlivé svody koně s hodnotou klouzavého průměru 30.

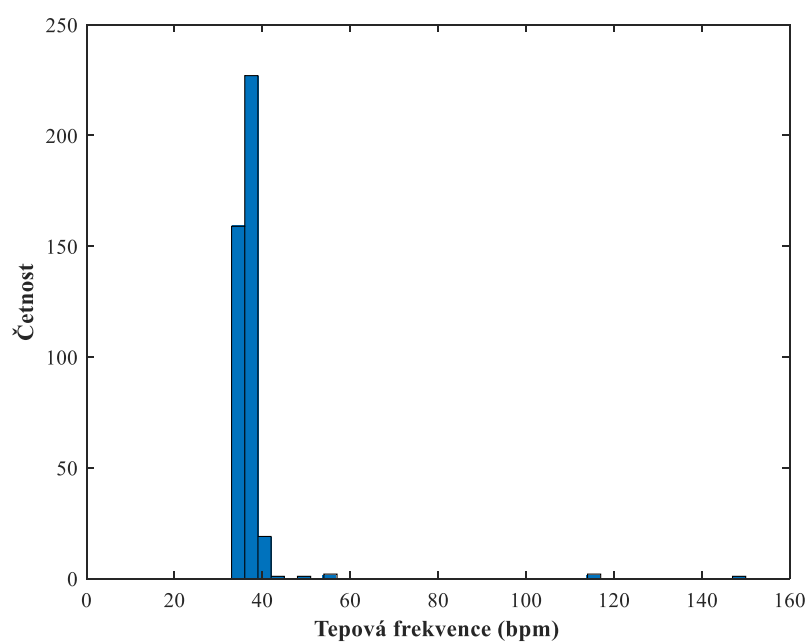
Průměrné tepové frekvence jsou v tabulce (Tabulka 8). Hodnoty z obou svodů byly vypočteny pravděpodobně správně, neboť průměrná tepová frekvence koně byla ve fyziologickém rozsahu. Pro oba svody byly vytvořeny histogramy pro vizualizaci rozložení tepové frekvence (Obrázek 91, Obrázek 92).

Tabulka 8 Průměrné tepové frekvence a další parametry pro jednotlivé svody koně: SDNN = směrodatná odchylka RR intervalů, NN50 = počet RR intervalů delších než 50 ms, rMSSD = efektivní hodnota RR intervalů při normálním sinusovém rytmu.

Označení svodu	Průměrná tepová frekvence (úderů/min)	SDNN (s)	NN50	RMSSD (s)
LL	36,75	6,16	376	6,15
LA	37,33	8,57	373	8,52



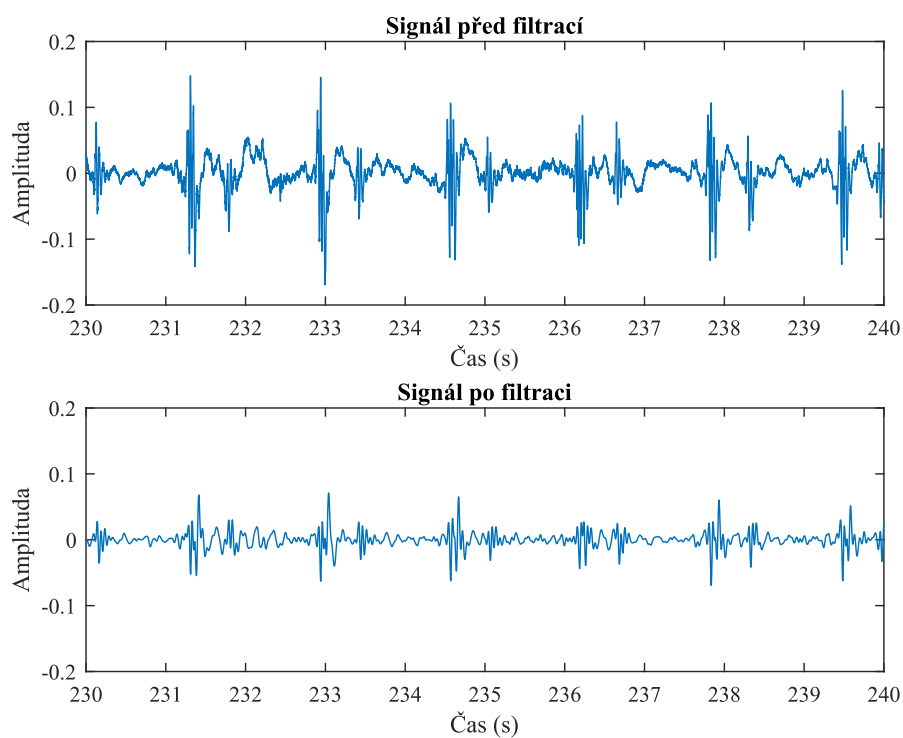
Obrázek 91 Histogram rozložení tepové frekvence koně pro svod LL.



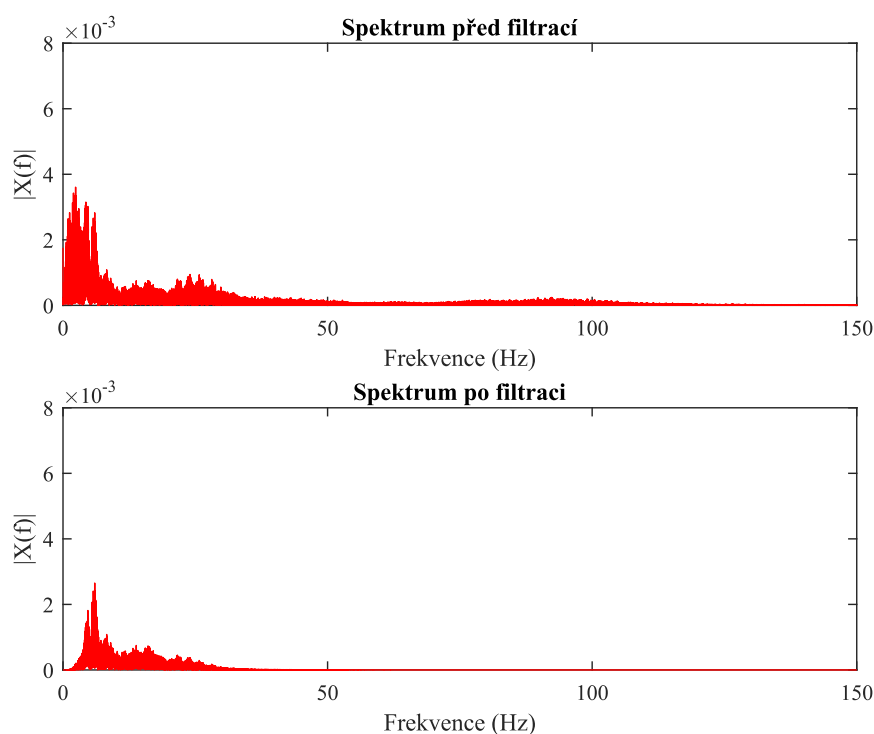
Obrázek 92 Histogram rozložení tepové frekvence koně pro svod LA.

Zpracování BKG křivky

Křivka BKG byla filtrována pomocí kombinace filtru typu pásmová propust a filtru založené na vlnkové transformaci s úrovní rozkladu 3 (Obrázek 93, Obrázek 94). U tohoto měřeného subjektu je zřejmě signál nejkvalitnější, nicméně stále není vhodný pro extrakci tepové frekvence, jelikož vrcholy J křivek nekorelovaly s R vrcholy EKG signálu.



Obrázek 93 BKG křivka před a po filtraci



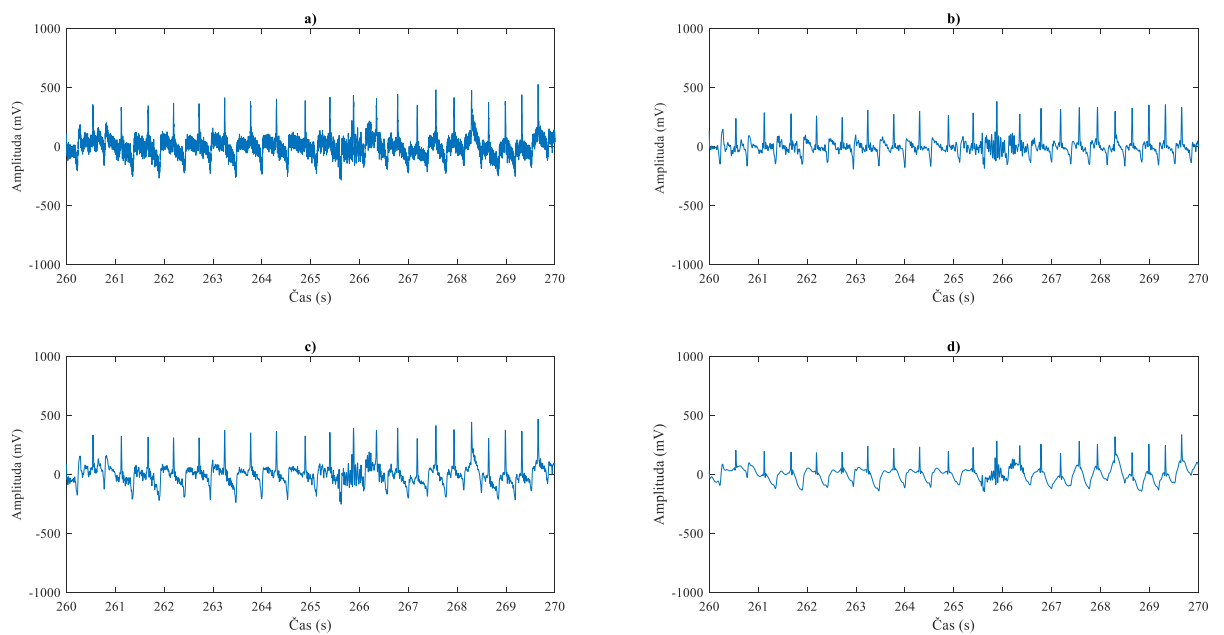
Obrázek 94 Spektrum BKG křivky před a po filtraci

3.2.5 Zpracování EKG signálů ovce

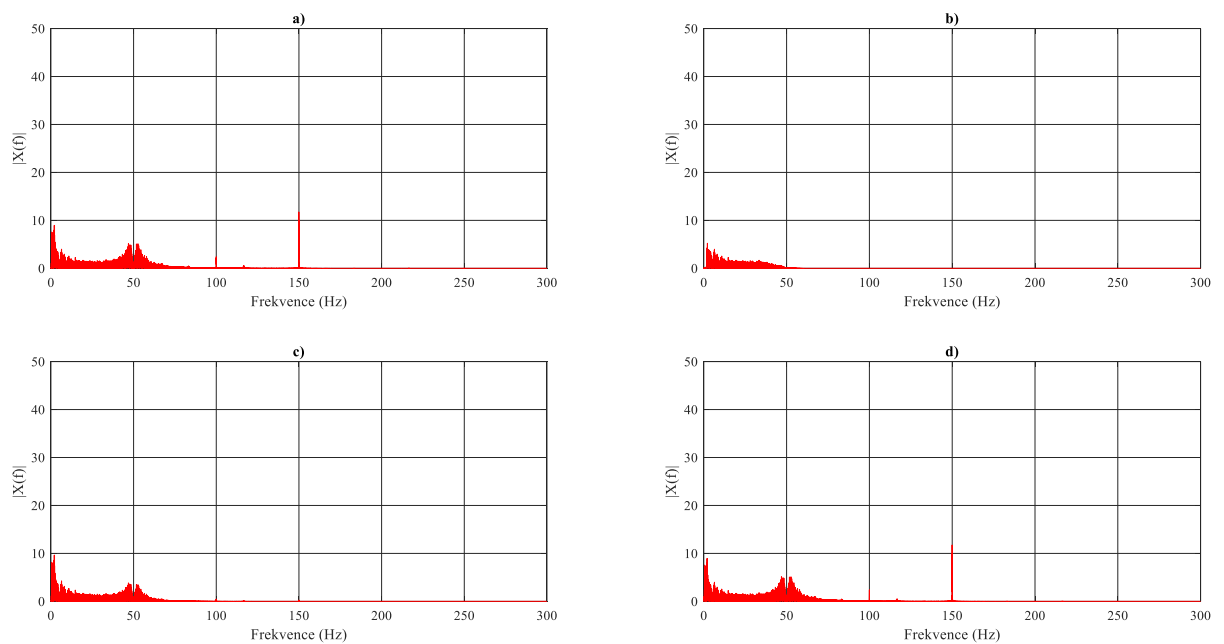
Ovce byla nejproblémovějším subjektem při měření EKG. Byla velmi neklidná, a z důvodu pokrytí těla lanolinem, ani po vyholení srsti nebylo možné pořádně připevnit snímací elektrody. Proto je celá následující analýza prováděna pouze na jednom svodu a zároveň nebylo možné naměřit BKG křivku, se kterou by šly výstupy porovnat.

Filtrace

Porovnáním jednotlivých spekter filtrovaných signálů lze tvrdit, že pro filtraci bude opět nejvhodnější pásmová propust typu Butterworth s mezní frekvencí 2 a 40 Hz, který nejúčinněji odfiltruje vysokofrekvenční rušení (Obrázek 95, Obrázek 96).



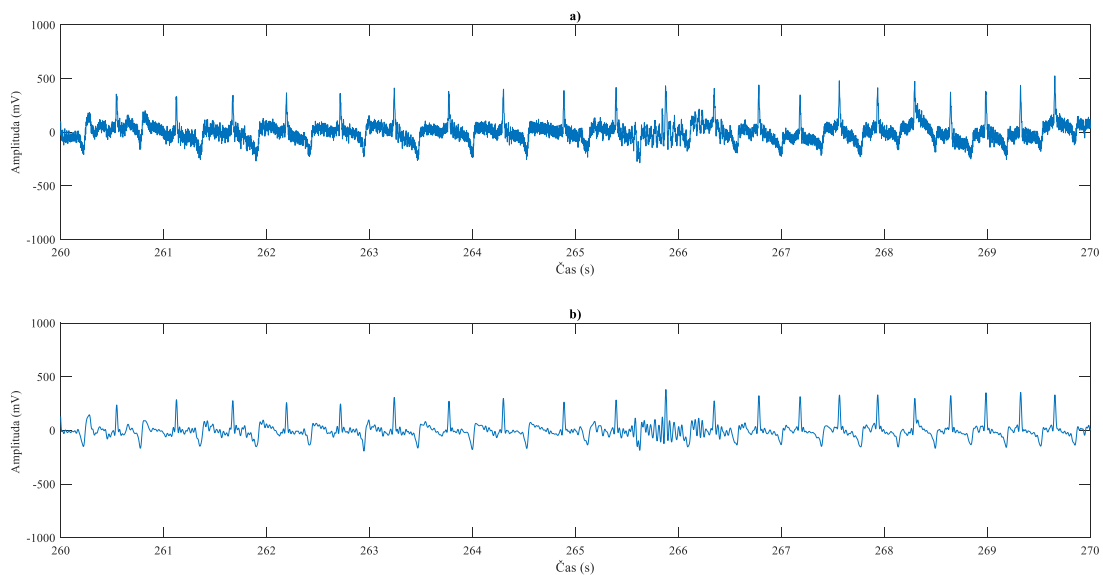
Obrázek 95 Původní signál a filtrované signály pro svod LL ovce: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací.



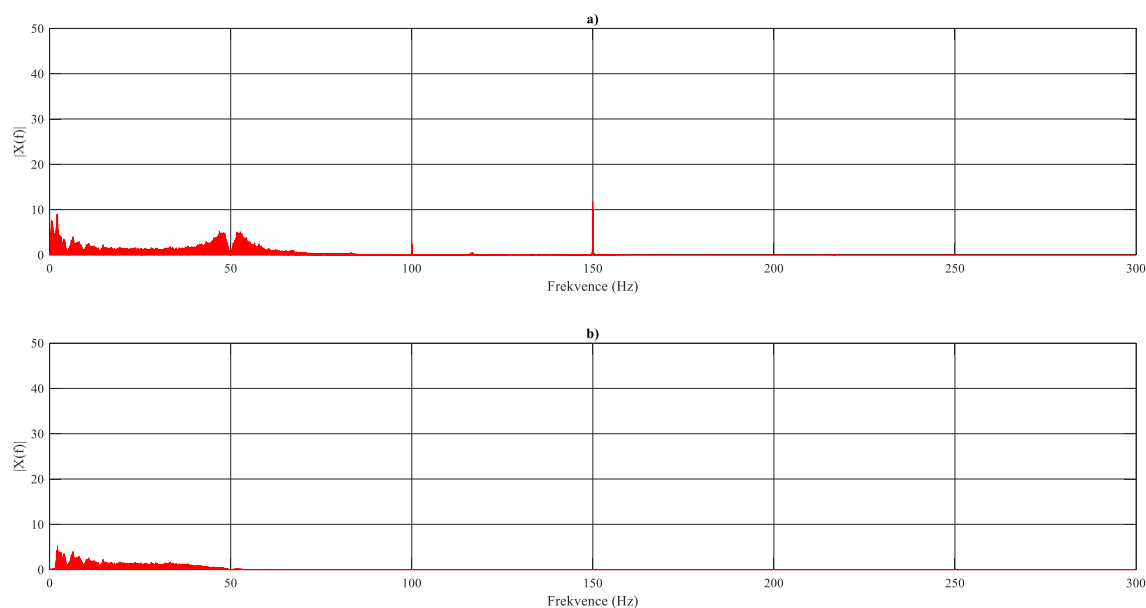
Obrázek 96 Spektra původního a filtrovaného signálu pro svod LL ovce: a) původní signál, b) signál filtrovaný Buttherworthovým filtrem, c) signál filtrovaný FIR filtrem, d) signál filtrovaný waveletovou transformací

Předzpracování signálu

Původní signál byl tedy filtrován pásmovou propustí typu Butterworth, a následně srovnána nulová izolinie (Obrázek 97, Obrázek 98). Tento typ filtrace se zdál nejvhodnější pro všechny měřené subjekty. Jelikož nejlépe zachovával všechny důležité části informačního signálu a artefakty je schopen poměrně kvalitně odstranit.



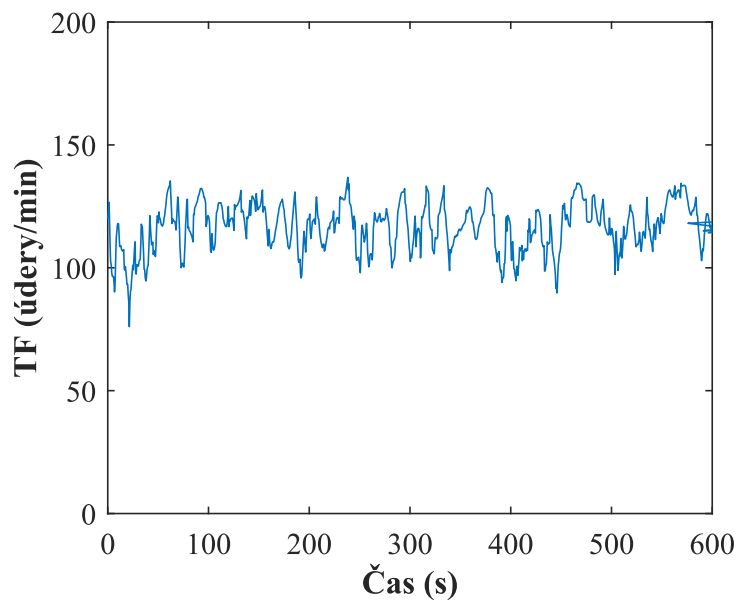
Obrázek 97 Původní a zpracovaný signál pro svod LL ovce: a) původní signál, b) filtrovaný signál.



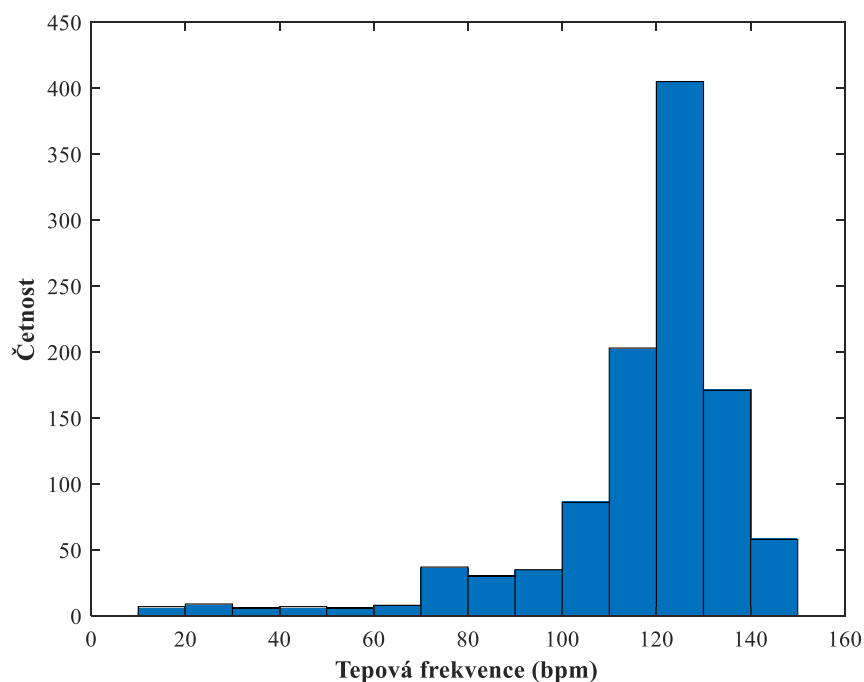
Obrázek 98 Spektrum původního a zpracovaného signálu pro svod LL ovce: a) původní signál, b) filtrovaný signál.

Křivka tepové frekvence v čase

Posledním hodnoceným parametrem u ovce byla tepová frekvence v čase. Z grafu (Obrázek 99) jde vidět, že byla velmi nestálá, což ukazuje na to, že ovce byla v psychické nepohodě. Průměrná tepová frekvence byla 116,6 tepů za minutu. Histogram rozložení tepových frekvencí je na obrázku (Obrázek 100).



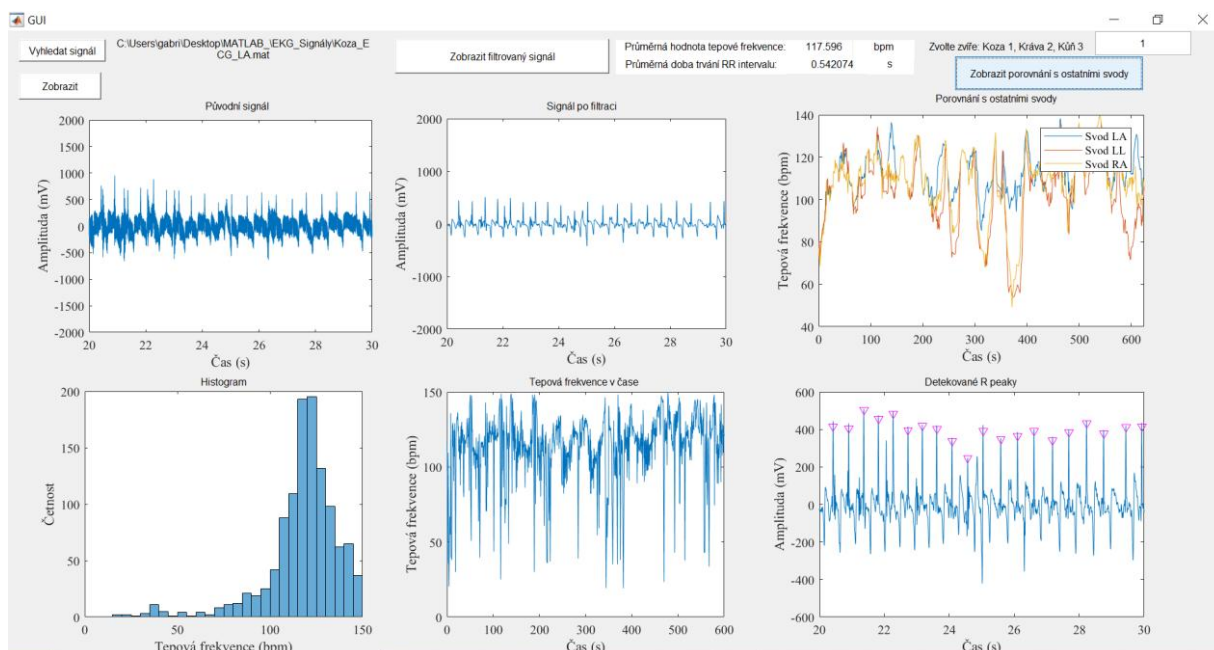
Obrázek 99 Křivka tepové frekvence v čase pro svod LL ovce.



Obrázek 100 Histogram rozložení tepové frekvence ovce.

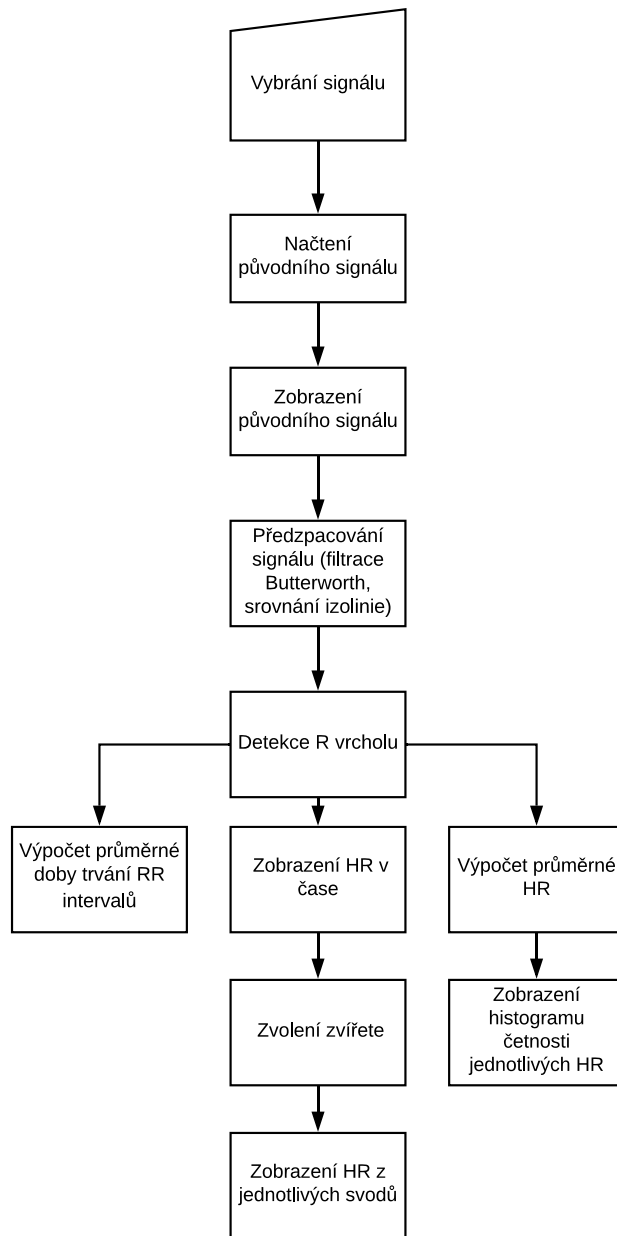
3.3 Grafické uživatelské rozhraní

Posledním krokem experimentální části této diplomové práce bylo vytvoření grafického uživatelského rozhraní pro vizualizaci požadovaných parametrů (Obrázek 101).



Obrázek 101 Grafické uživatelské rozhraní.

Toto GUI zobrazuje časový průběh signálu před a po filtraci, vypočtenou tepovou frekvenci, srovnání tepových frekvencí z různých svodů, detekci R vrcholu a další parametry. Na obrázku 102 je vidět vývojový diagram navržené aplikace.



Obrázek 102 Vývojový diagram navrženého GUI.

Závěr

Tato diplomová práce byla vytvořena za účelem prostudování pokročilých metod zpracování elektrokardiogramu u zvířat. Nejprve byla prostudována dostupná literatura týkající se tématu měření elektrokardiogramu zvířat, veterinárnímu významu, vzniku artefaktů, pocházejících z různých zdrojů, jejich odstranění. Všechna tato témata byla zpracována z literárních pramenů do první kapitoly.

Následně byly popsány vybrané metody pro extrakci užitečného signálu ze signálu se šumem. Popsány byly metody adaptivní filtrace, i neadaptivní metody jako je metoda ICA či PCA. Kombinaci několika různých metod se věnuje podkapitola s názvem Hybridní metody. V poslední části této kapitoly je srovnání jednotlivých metod mezi sebou na základě parametrů SNR (odstup signálu k šumu), jejich výpočetního výkonu, složitosti implementace atd.

V experimentální části došlo nejprve k náběru dat, který proběhl na Veterinární a Farmaceutické klinice v Brně na pěti různých subjektech. Mezi těmito subjekty byla koza, březí koza, skot domácí, ovce a kůň. Zapojení elektrod pro jednotlivé druhy je popsáno v experimentální části, nicméně většina zvířat byla zapojena pomocí Einthovenova modelu, to znamená, že jedna elektroda byla v oblasti pravé hrudní končetiny, druhá elektroda byla v oblasti levé hrudní končetiny a třetí elektroda byla na břišní části. Následně byly vybrány svody, které obsahovaly užitečný signál, proto byl u některých druhů analyzován signál jen z dvou svodů či jednoho. U koně a krávy bylo měření téměř bezproblémové, jelikož tato zvířata byla téměř v klidu, avšak u kozy a ovce bylo měření poměrně náročné, jelikož tyto dva měřené subjekty byly velmi neklidné, takže do signálu byly zanášeny artefakty.

Po náběru dat došlo k analýze naměřených dat. Nejprve byla na data aplikována filtrace pomocí různých typů filtrů (Butterworthova filtrace, FIR filtrace, filtrace založená na vlnkové transformaci). Jednotlivé filtrace byly poté srovnány a byla vybrána nejlepší filtrace pro potlačení šumu a zvýraznění vrcholů elektrokardiografu. Jako nejvhodnější se zdála filtrace typu pásmová propust s mezními frekvencemi 2 a 40 Hz. Po filtrování byla u všech signálů srovnána izolinie, aby nedocházelo k vychylování a následnému znemožnění detekce R vrcholů.

Po předzpracování signálu proběhla detekce R vrcholu pomocí detektoru založeném na algoritmu kontinuální vlnkové transformace. Tento detektor vyhledal pozice R vrcholu a následně byla spočítána vzdálenost mezi jednotlivými R vrcholy, což se dá označit jako perioda, z níž se dá poté vypočítat tepová frekvence. Tepová frekvence byla graficky reprezentována v čase pro jednotlivé svody EKG signálů a pro různé hodnoty klouzavého průměru. Klouzavý průměr byl použit pro uhlazení signálu a odstranění hodnot, které jsou zjevně mimo základní pásmo. Také byla vypočtena průměrná tepová frekvence, která byla u koně a krávy ve fyziologickém rozmezí, avšak u ovce a kozy byla vyšší, zřejmě z důvodu velkého neklidu těchto dvou zvířat. Také byly vypočteny parametry HRV, tedy variability srdeční frekvence v čase. Důležitým faktorem je, že tepové frekvence z jednotlivých svodů spolu korelují, to znamená, že tepová frekvence vypočtená z EKG by měla být správná. U březí kozy bylo možné statistické srovnání pomocí měření z kardiografu. Pro grafickou vizualizaci bylo vytvořeno grafické uživatelské rozhraní.

Budoucí výzkum by mohl být zaměřen na vytvoření zlatého standardu pro měření elektrokardiogramu jednotlivých zvířat, aby byl vždy dosaženo nejvyšší možné kvality elektrokardiografického záznamu obsahující co nejméně artefaktů. Také by mohlo být zajímavé sledovat vztah mezi psychickým stavem zvířete, zjištěným z EKG a jeho výkonem, například při sportu či jiných aktivitách.

Použitá literatura

- [1] BUCHANAN, J. W.; The history of veterinary cardiology. *Journal of Veterinary Cardiology [online]*. 2013, 15(1), 65-85 [cit. 2020-04-16]. DOI: 10.1016/j.jvc.2012.12.002. ISSN 17602734.
- [2] LENOIR A.; TRACHSEL D.S.; YOUNES M.; BARREY E. and ROBERT C.; (2017) Agreement between Electrocardiogram and Heart Rate Meter Is Low for the Measurement of Heart Rate Variability during Exercise in Young Endurance Horses. *Front. Vet. Sci.* 4:170. DOI: 10.3389/fvets.2017.00170
- [3] GUIDI A.; LANATA A.; BARAGLI P.; VALENZA G.; SCILINGO E.; A Wearable System for the Evaluation of the Human-Horse Interaction: A Preliminary Study. *Electronics [online]*. 2016, 5(4) [cit. 2019-10-22]. DOI: 10.3390/electronics5040063. ISSN 2079-9292.
- [4] MCDUFFEE L.; MILLS M.; MCNIVEN M.; MONTELPARE W.; Establishing statistical stability for heart rate variability in horses. *Journal of Veterinary Behavior [online]*. 2019, 32, 30-35 [cit. 2019-09-17]. DOI: 10.1016/j.jveb.2019.05.003. ISSN 15587878.
- [5] WIERIG M.; MANDTLER LP.; ROTTMAN P.; STROH V.; MÜLLER U.; BÜSCHER W.; PLÜMER L.; Recording Heart Rate Variability of Dairy Cows to the Cloud-Why Smartphones Provide Smart Solutions. *Sensors (Basel)*. 2018 Aug 3;18(8):2541. DOI: 10.3390/s18082541.
- [6] SCHMIDT A.; MÖSTL E.; WEHNERT C.; AURICH J.; MÜLLER J. a AURICH C.; Cortisol release and heart rate variability in horses during road transport. *Hormones and Behavior [online]*. 2010, 57(2), 209-215 [cit. 2019-09-19]. DOI: 10.1016/j.yhbeh.2009.11.003. ISSN 0018506X.
- [7] ELECTROPHYSIOLOGY, Task Force of the European Society. Heart Rate Variability. *Circulation [online]*. 1996, 93(5), 1043-1065 [cit. 2019-09-23]. DOI: 10.1161/01.CIR.93.5.1043. ISSN 0009-7322.
- [8] Měříč srdeční frekvence. Polar.com [online]. polar, 2019 [cit. 2019-11-22]. Dostupné z: <https://www.polar.com/en>
- [9] Software pro analýzu HRV. Kubios.com [online]. Finsko: kubios, 2019 [cit. 2019-11-22]. Dostupné z: <https://www.kubios.com/hrv-standard/>
- [10] KUWAHARA M.; HASHIMOTO S. I.; ISHII K.; YAGI Y.; HADA T.; HIRAGA, A.; ... & SUGANO, S; (1996). Assessment of autonomic nervous function by power spectral analysis of heart rate variability in the horse. *Journal of the autonomic nervous system*, 60(1-2), 43-48. DOI: 10.1016/0165-1838(96)00028-8

- [11] 7F katetr. Millar.com [online]. Houston: Millar, 2019 [cit. 2019-11-22]. Dostupné z: <https://millar.com/products/research/pressure>
- [12] Dýchací pás. NEC.com [online]. Tokio: NEC, 2019 [cit. 2019-11-22]. Dostupné z: <https://www.nec.com/en/global/solutions/embedded.html>
- [13] KAESE S.; FROMMEYER G.; VERHEULE S.; VAN LOON G.; GEHRMANN J.; BREITHARDT G. a ECKARDT L.; The ECG in cardiovascular-relevant animal models of electrophysiology. *Herzschrittmachertherapie + Elektrophysiologie* [online]. 2013, 24(2), 84-91 [cit. 2019-10-28]. DOI: 10.1007/s00399-013-0260-z. ISSN 0938-7412.
- [14] Recording and interpreting ECG. Veterinarycalendar [online]. Lenexa, *Kansas: MultiMedia Animal Care*, 2019 [cit. 2019-12-14]. Dostupné z: <http://veterinarycalendar.dvm360.com/recording-and-interpreting-ecgs-proceedings?id=&sk=&date=&pageID=2>
- [15] MUKHERJEE J.; DAS PK.; GHOSH PR.; BANERJEE D.; SHARMA T.; BASAK D.; SANYAL S.; Electrocardiogram pattern of some exotic breeds of trained dogs: A variation study. *Vet World*. 2015 Nov;8(11):1317-20. DOI: 10.14202
- [16] BEHAR J. A.; ROSENBERG A. A.; WEISER-BITOUN I.; SHEMLA O.; ALEXANDROVICH A.; KONYUKHOV E. a YANIV Y.; PhysioZoo: A Novel Open Access Platform for Heart Rate Variability Analysis of Mammalian Electrocardiographic Data. *Frontiers in Physiology* [online]. 2018, 9 [cit. 2019-11-26]. DOI: 10.3389/fphys.2018.01390. ISSN 1664-042X.
- [17] AHMED J. A. a SANYAL S.; Electrocardiographic Studies in Garol Sheep and Black Bengal Goats. *Research Journal of Cardiology* [online]. 2008, 1(1), 1-8 [cit. 2019-12-14]. DOI: 10.3923/rjc.2008.1.8. ISSN 18193404.
- [18] LEAD placement. Penn Veterinary Histology [online]. Pennsylvania: Veterinary University of Pennsylvania, 2006 [cit. 2019-12-14]. Dostupné z: <http://cal.vet.upenn.edu/projects/anestecg/Basics/leadplac.htm>
- [19] ELIZABETH R C.; GUILHERME G F.; Heart Rate Variability as a Non-Invasive Method to Assess Welfare in Dairy Cows. *Appro Poult Dairy & Vet Sci*. 3(1). APDV.000553. 2018. DOI: 10.31031/APDV.2018.03.000553
- [20] KOVÁCS L.; TÖSZÉR J.; BAKONY M.; JURKOVICH V.; (2013) Short communication: Changes in heart rate variability of dairy cows during conventional milking with nonvoluntary exit. *J Dairy Sci* 96(12):7743-7. DOI: 10.3168/jds.2013-7030
- [21] YOSHIDA M.; ONDA K.; WADA Y.; KUWAHARA M.; (2015) Influence of sickness condition on diurnal rhythms of heart rate and heart rate variability in cows. *J Vet Med Sci* 77(3):375-379. 27. DOI: 10.1292/jvms.14-0402

- [22] LANATA A.; GUIDI A.; BARAGLI P.; VALENZA G.; SCILINGO EP.; (2015) A Novel Algorithm for Movement Artifact Removal in ECG Signals Acquired from Wearable Systems Applied to Horses. *PLoS ONE* 10 (10): e0140783. DOI:10.1371/journal.pone.0140783
- [23] NARDELLI M.; LANATA A.; VALENZA G.; FELICI M.; BARAGLI P. a SCILINGO E.P.; A tool for the real-time evaluation of ECG signal quality and activity: Application to submaximal treadmill test in horses. *Biomedical Signal Processing and Control [online]*. 2020, 56 [cit. 2019-10-15]. DOI: 10.1016/j.bspc.2019.101666. ISSN 17468094.
- [24] HASHIM, F.R.; ADNAN J.; NK DAUD N.G.; MOKHTAR A.S.N.; RASHIDI A.F.; a RIZMAN Z.I.; Electrocardiogram noise cancellation using wavelet transform. *Journal of Fundamental and Applied Sciences [online]*. 2018, 9(3S), 131-140 [cit. 2019-11-25]. DOI: 10.4314/jfas.v9i3s.11. ISSN 1112-9867.
- [25] ARVINTI B.; TOADER D.; COSTACHE M. a ISAR A.; Electrocardiogram baseline wander removal using stationary wavelet approximations. In: *2010 12th International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment [online]*. IEEE, 2010, 2010, s. 890-895 [cit. 2019-11-26]. DOI: 10.1109/OPTIM.2010.5510421. ISBN 978-1-4244-7019-8.
- [26] MILANESI M.; MARTINI N.; VANELLO N.; POSITANO V.; SANTARELLI M. F.; PARADISO R.; ... & LANDINI L.; (2006, September). Multichannel techniques for motion artifacts removal from electrocardiographic signals. In *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (pp. 3391-3394)*. IEEE. DOI: 10.1109/IEMBS.2006.260464
- [27] GALINYTE V.; Analýza elektrokardiografických parametrů repolarizace pro predikci ventrikulárních tachyarytmií v experimentálním modelu akutního koronárního syndromu [online]. Kladno, 2018 [cit. 2020-02-13]. Dostupné z: <https://dspace.cvut.cz/bitstream/handle/10467/80711/FBMI-DP-2018-Galinyte-Viktorija-prace.pdf?sequence=-1&isAllowed=y>. Diplomová práce. České vysoké učení technické v Praze.
- [28] HYVÄRINEN A. and OJA E.; Neural Networks Research Centre Helsinki University of Technology P.O. Box 5400, FIN-02015 HUT, Finland Neural Networks, 13(4-5):411-430, 2000, DOI: 10.1016/s0893-6080(00)00026-5
- [29] Fenomén koktejlové párty. Slovník cizích slov [online]. Česká Republika: ABZ.cz, 2019 [cit. 2019-10-22]. Dostupné z: <https://slovník-cizich-slov.abz.cz/web.php/slovo/fenomen-koktejlove-party>
- [30] Pojem negentropie. Slovník cizích slov [online]. Česká Republika, 2019 [cit. 2019-10-17]. Dostupné z: <https://slovník-cizich-slov.abz.cz/web.php/slovo/negentropie>

- [31] CASTELLS F.; LAGUNA P.; SÖRNMO L.; BOLLMANN A. a ROIG J.M.; Principal Component Analysis in ECG Signal Processing. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing [online]*. 2007, 2007(1) [cit. 2019-10-24]. DOI: 10.1155/2007/74580. ISSN 1687-6180.
- [32] STROUHAL M.; Adaptivní filtry pro zpracování biologických signálů [online]. Brno, 2014 [cit. 2019-12-01]. Dostupné z: https://www.vutbr.cz/www_base/zav_prace_soubor_verejne.php?file_id=87065. Bakalářská práce. VUT Brno. Vedoucí práce Prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.
- [33] přednášky Ing. Jana Kubíčka, Ph.D., Vysoká škola Báňská – Technická univerzita v Ostravě
- [34] přednášky prof. Ing. Vaclava Hlaváče, CSc., České vysoké učení technické v Praze
- [35] KAUR,; HARJEET,; RAJNI(2017). A Novel Approach for Denoising Electrocardiogram Signal using Hybrid Technique. *Journal of Engineering Science and Technology*. 12. 2017. Dostupné z: https://www.researchgate.net/publication/312585719_A_Novel_Approach_for_Denoising_Electrocardiogram_Signal_using_Hybrid_Technique
- [36] ZHANG D.; WANG S.; LI F.; WANG J.; SANGAIAH A.K.; SHENG V.S. a DING X.; An ECG Signal De-Noiseing Approach Based on Wavelet Energy and Sub-Band Smoothing Filter. *Applied Sciences [online]*. 2019, 9(22) [cit. 2020-04-07]. DOI: 10.3390/app9224968. ISSN 2076-3417.
- [37] ALMAHAMDY M. a RILEY H.B.; Performance Study of Different Denoising Methods for ECG Signals. *Procedia Computer Science [online]*. 2014, 37, 325-332 [cit. 2020-04-07]. DOI: 10.1016/j.procs.2014.08.048. ISSN 18770509.
- [38] Front View of the Horse. In: VectorStock [online]. 2020 [cit. 2020-02-20]. Dostupné z: <https://www.vectorstock.com/royalty-free-vector/front-view-of-a-horse-vector-23756605>
- [39] Data Sheet g.Tec USB Amplifier. In: ManualsLib.com [online]. Rakousko: g.tec medical engineering, 2013 [cit. 2020-04-07]. Dostupné z: <https://www.manualslib.com/manual/1198638/G-Tec-G-Usbamp.html>
- [40] National Instruments: cDAQ-9185 [online]. Austin, Texas: National Instruments, 2020 [cit. 2020-03-16]. Dostupné z: <https://www.ni.com/cs-cz/support/model.cdaq-9185.html>
- [41] National Instruments: NI-9234 [online]. Austin, Texas: National Instruments, 2020 [cit. 2020-03-16]. Dostupné z: <https://www.ni.com/cs-cz/support/model.ni-9234.html>
- [42] GRAS: 40PP [online]. Dánsko: GRAS, 2020 [cit. 2020-03-16]. Dostupné z: <https://www.gras.dk/products/special-microphone/test-microphones/product/200-40pp>
- [43] Fetal Monitor Data Sheet. Frankshospital [online]. Německo: Philips, 2002 [cit. 2020-04-06]. Dostupné z:

http://www.frankshospitalworkshop.com/equipment/documents/ecg/service_manuals/Philips_Series_50_-_Service_manual.pdf

- [44] JAROŠ R.; Využití hybridních metod pro zpracování plodového elektrokardiogramu [online]. Ostrava, 2019 [cit. 2020-04-06]. Dostupné z: file:///C:/Users/gabri/Downloads/JAR0076_FEI_P2649_2612V045_2019.pdf.
Disertační práce. Vysoká škola báňská – Technická Univerzita Ostrava.
- [45] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-32, no. 3, pp. 23F0-236, March 1985.

Seznam příloh

Příloha A: Složka BKG_signály – naměřené BKG signály viz tabulka 9.

Tabulka 9 Přílohy ve složce BKG_signály.

Název	Popis
D-18-02-20-T-11-16-03 Koza_01_Lana_BCG	BKG signál kozy
D-18-02-20-T-13-02-08 - Krava01_BCG	BKG signál krávy
D-18-02-20-T-14-05-35 - Vanila01_BCG	BKG signál koně

Příloha B: Složka EKG_Signály – naměřené EKG signály.

Tabulka 10 Přílohy ve složce EKG_Signály

Název	Popis
Koza_ECG_LA	EKG signál kozy svodu levé hrudní končetiny
Koza_ECG_LL	EKG signál kozy svodu levé pánevní končetiny
KOZA_ECG_RA	EKG signál kozy svodu pravé hrudní končetiny
KRAVA_ECG_LA	EKG signál krávy svodu levé hrudní končetiny
Krava_ECG_RA	EKG signál krávy svodu pravé hrudní končetiny
KUN_ECG_LA	EKG signál koně svodu levé hrudní končetiny
KUN_ECG_LL	EKG signál koně svodu levé pánevní končetiny
OVCE ECG LL	EKG signál ovce

Příloha C: Složka KTG

Tabulka 11 Přílohy ve složce KTG.

Název	Popis
Bland_altman	Funkce pro vytvoření Bland – Altmanova grafu
BREZI KOZA ECG	EKG signál březí kozy
Koza_02_ECG_Bozka_Plod_2020-02-18_12-16-15 (1)	KTG signál březí kozy
KTG	Program pro srovnání KTG a EKG

Příloha D: Ostatní přílohy.

Tabulka 12 Ostatní přílohy.

Název	Popis
Detektor_CWT	Funkce pro použitý detektor
GUI	Grafické uživatelské rozhraní
Srovnani_EKG	Program pro srovnání signálů z jednotlivých svodů
Test_filtru	Program pro srovnání filtrace
Vse	Program pro zpracování EKG a BKG signálu